

Jean-Armel BRA

✉ kjabra@univ-fcomte.fr

☎ +33 3 81 66 62 33

🏠 Université Marie et Louis
Pasteur, 16 route de Gray, 25030
Besançon cedex, France

✉ brajeanarmel7@gmail.com

☎ +33 7 53 51 17 94

🏠 7 rue Pierre Laplace,
25000 Besançon

🎂 23 Août 1993

🐙 github.com/jeanarmelbra

🌐 linkedin.com/in/armelbra

Formations et diplômes

Oct 2022 Oct 2025
Besançon France

📖 **Doctorat (PhD) en Mathématiques Appliquées** au Laboratoire de Mathématiques de Besançon, sous la direction de Yacouba Boubacar Maïnassara et Landy Rabehasaina. Thème de recherche : Modèles autorégressifs faibles modulés par une chaîne de Markov cachée.

Sep 2021 Sep 2022
Nancy France

📖 **Master 2 d'Ingénierie Mathématiques pour la Science des Données.** Principaux modules : Apprentissage supervisé et non supervisé, clustering, intelligence artificielle, fouille de données, extraction de connaissances, gestion de bases de données (SQL), visualisation, modélisation stochastique, simulation (implémentation de l'algorithme de Monte Carlo), éléments finis et décomposition de domaines. (Mention Bien)

Sep 2020 Mai 2021
Nancy France

📖 **Master 1 d'Ingénierie Mathématiques pour la Science des Données.** Principaux modules : Probabilités (chaînes de Markov, martingales), optimisation, calcul scientifique, statistiques avancées, algorithmes, algèbre linéaire appliquée, calcul différentiel, analyse. (Mention Bien)

Sep 2016 Sep 2018
Abidjan Côte d'Ivoire

📖 **Master 1 et Master 2 de Mathématiques Fondamentales.** Principaux modules : homotopie et cohomologie, analyse harmonique, opérateurs différentiels et algèbre de Weyl, intégrales singulières, analyse fonctionnelle, analyse complexe, géométrie différentielle, algèbre commutative et compléments de topologie. (Mention Bien)

Expérience professionnelle

Oct 2022 Oct 2025
Besançon France

📖 **Contrat doctoral avec un avenant d'enseignement** au Laboratoire de Mathématiques de Besançon de l'Université de Franche Comté (UFC) qui devient Université Marie et Louis-Pasteur (UMLP).

Avr 2022 Nancy	Sep 2022 France	<p>■ Stage de recherche à l'Institut Elie Cartan de Lorraine. Thème: Apprentissage de noyaux de fragmentation par les réseaux de neurones. Le but de ce stage était d'étudier une version d'un processus de fragmentation où le noyau de fragmentation (modélisé par une équation de transport) est défini via un réseau de neurones dont les paramètres sont appris à partir des observations.</p> <p>Encadrants: Madalina Deaconu et Antoine Lejay.</p>
Fev 2022 Nancy	Mai 2022 France	<p>■ Travail d'étude et de recherche à l'institut Jean-Lamour. Thème: Initiation aux méthodes semi-lagrangiennes. Le but de ce travail était la découverte de la méthode semi-Lagrangienne et sa mise en application pour la résolution des équations de type transport.</p> <p>Encadrant: Erwan Deriaz.</p>
Avr 2021 Nancy	Mai 2021 France	<p>■ Travail d'étude et de recherche à l'Institut Elie Cartan de Lorraine. Thème: Détection de ruptures dans les courbes d'incidences de la covid-19. L'objectif du travail d'étude était d'utiliser d'une part une méthode non paramétrique afin de déterminer les ruptures dans des courbes d'incidences de la covid-19 et d'autre part réaliser un lissage via la technique de Bootstrap.</p> <p>Encadrant: Anne Gégout Petit.</p>
Avr 2018 Abidjan	Sep 2018 Côte d'Ivoire	<p>■ Stage d'étude et de recherche sur un projet d'analyse harmonique abstraite Thème: L'objectif était d'étudier la représentation des algèbres hom-Lie où les algèbres hom-Lie sont en fait une déformation des algèbres de Lie classique par un endomorphisme.</p> <p>Encadrant: Kangni Kinvi.</p>

Activités d'enseignement

Enseigner est pour moi une véritable passion, et j'ai eu l'opportunité de partager mes connaissances en mathématiques auprès d'étudiants de différents niveaux, de la Licence 1 au Master 2. Les effectifs varient selon les niveaux : environ 45 étudiants par groupe de travaux dirigés en Licence 1, environ 12 étudiants en Master 1 et une vingtaine d'étudiants en Master 2. Chaque séance est pour moi l'occasion d'accompagner les étudiants dans leur progression et de les aider à surmonter les défis mathématiques avec confiance.

Moniteur en troisième année de thèse pour l'année 2024-2025 à l'UMLP

Travaux dirigés : Séances d'apprentissage en **Master 2** de Modélisation Statistiques (06 h).

Responsable : Clément Dombry

Travaux pratiques : Applications des chaînes de Markov et des statistiques bayésiennes en **Master 2** de Modélisation Statistiques (06 h).

Responsable : Landy Rabehasaina

Travaux pratiques : Programmation avancée en Python en **Master 1** de Modélisation Statistiques (06 h).

Responsable : Julien Yves Rolland

Encadrement : Projets en Licence 3 Mathématiques et Master 1 Modélisation Statistique.

Liaison Lycée Maths : Consolidation des acquis en mathématiques du lycée afin de faciliter la transition vers la première année de licence (30h).

Responsable : Aude Dalet

Moniteur en deuxième année de thèse pour l'année 2023-2024 à l'UFC

Travaux pratiques : Applications des chaînes de Markov et des statistiques bayésiennes en **Master 2** Modélisation Statistique (06 h).

Responsable : Landy Rabehasaina

Travaux pratiques : Programmation avancée en Python en **Master 1** Modélisation Statistique (06 h).

Responsable : Julien Yves Rolland

Outils Maths 1 : Cours et travaux dirigés abordant les notions de continuité, de dérivabilité et d'intégration en **Licence 1** science de la vie et de la terre (svt) (40 h).

Responsable : Alexei Lonzinski

Outils Maths 2 : Cours et travaux dirigés sur la résolution des équations différentielles linéaires d'ordre 1 en **Licence 1 (svt)** (20 h).

Responsable : Alexei Lonzinski

Moniteur en première année de thèse pour l'année 2022-2023 à l'UFC


Outils Maths 1 : Cours et travaux dirigés abordant les notions de continuité, de dérivabilité et d'intégration en **Licence 1(svt)** (40 h).


Responsable : Louis Jeanjean


Outils Maths 2 : Cours et travaux dirigés sur la résolution des équations différentielles linéaires d'ordre 1 en **Licence 1 (SVT)** (20 h).

Responsable : Louis Jeanjean


Formations suivies dans le cadre de l'ED Carnot Pasteur

 Intégrité scientifique (03 h)

 Anglais général (25 h)

 Introduction à R (12 h)

 Modélisation statistique (10 h)

 Formation sécurité avenants(03 h)

 Éthique de la recherche (30 h)

Activités scientifiques

Motivations et description

Lorsque l'on ajuste des modèles ARMA (AutoRegressive Moving Average) sur des sous-périodes d'une longue série temporelle financière, on observe souvent des variations significatives dans l'estimation des paramètres. Ces variations traduisent des changements dans la dynamique sous-jacente des données, pouvant être associés à des cycles économiques, tels que les phases de croissance et de récession. Une approche naturelle pour capturer ces changements est de recourir aux modèles à changements de régimes markoviens, où les transitions entre régimes sont décrites par une chaîne de Markov cachée. Cette chaîne est dite cachée car les états latents ne sont pas directement observés, mais influencent indirectement les paramètres du modèle, générant ainsi des dynamiques économiques distinctes. Ces modèles peuvent être considérés comme des mélanges markoviens de systèmes dynamiques, appartenant à la classe des modèles à changements de régime markoviens (voir par exemple Francq et Rousignol (1997), Hamilton (1990)). Au-delà de la présence de régimes dynamiques, un défi supplémentaire réside dans la prise en compte de la dépendance entre les observations, par exemple les mesures moyennes mensuelles du taux de CO_2 présentent également une dépendance liée

aux variations saisonnières, avec des fluctuations autour d'une tendance globale croissante. Les taux de pollution aux particules fines (PM2.5) dans les grandes villes montrent une dépendance à court terme, notamment en fonction des conditions météorologiques et des activités humaines. Ces exemples montrent que même en l'absence de corrélation forte, les observations successives conservent une certaine forme de dépendance ou de structure résiduelle, souvent négligée par les modèles classiques. Pour de tels modèles, il faut noter que les modèles autoregressifs standard avec erreurs indépendantes identiquement distribuées (i.i.d) sont mal adaptés.

La problématique de ma thèse porte sur l'analyse des modèles autorégressifs faibles modulés par une chaîne de Markov cachée ou en anglais AutoRegressive Hidden Markov Chain (ARHMC pour abrégé).

On dit qu'un processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ admet une représentation ARHMC(p) faible modulé par une chaîne de Markov cachée (δ_t) si, pour tout $t \in \mathbb{Z}$, on a :

$$X_t = \sum_{i=1}^p a_i^0(\delta_t) X_{t-i} + f^0(\delta_t) \eta_t, \quad (1)$$

où (η_t) est un processus stationnaire satisfaisant :

$$\mathbb{E}(\eta_t) = 0, \quad \mathbb{E}(\eta_t \eta_{t'}) = \sigma^2 \mathbb{1}_{\{t=t'\}}, \quad (2)$$

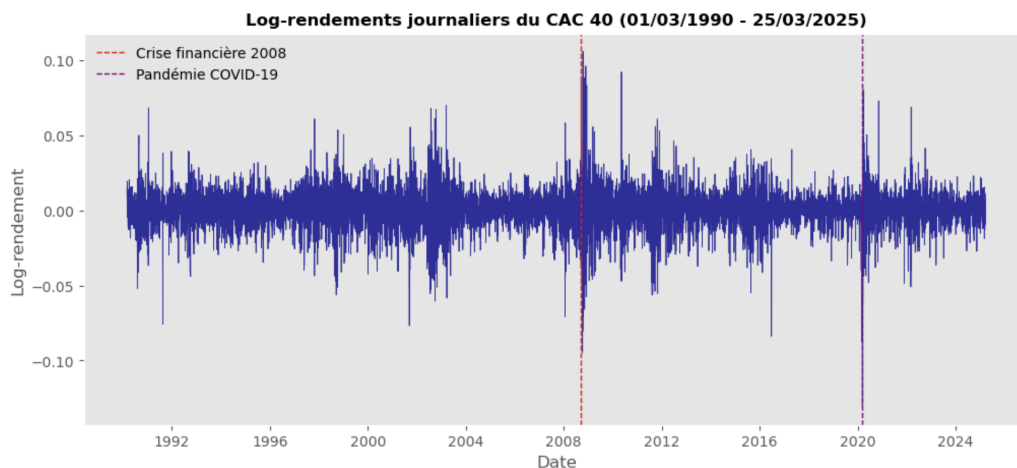
et (δ_t) est une chaîne de Markov cachée, supposée stationnaire, ergodique et irréductible, à valeurs dans $\mathcal{E} = \{1, \dots, K\}$ de distribution stationnaire π , $f : \mathcal{E} \rightarrow \mathbb{R}$ est une fonction associant un état caché à un paramètre multiplicatif et $(a^0(s), s \in \mathcal{E})$ est une famille de coefficients autorégressifs dépendant de l'état caché. Le vecteur de paramètres d'intérêt est défini par :

$$\theta_0 := (a_i^0(s), p^0(k, k'), f^0(s); i = 1, \dots, p, s, k = 1, \dots, K, k' = 2, \dots, K)$$

qui appartient à l'espace des paramètres

$$\Theta := \left\{ (a_i(s), p(k, k'), f(s); i = 1, \dots, p, s, k = 1, \dots, K, k' = 2, \dots, K) \in \mathbb{R}^{pK} \times [0, 1]^{K(K-1)} \times \mathbb{R}^K \right\}.$$

Le processus ainsi défini dans l'équation (2) est appelé **bruit blanc faible**. Il est important de noter qu'aucune hypothèse d'indépendance n'est faite dans la définition du **bruit blanc faible**. Les variables aux différentes dates sont simplement non corrélées. Un exemple de processus pouvant être ajusté à des bruits blancs faibles, dont les autocorrélations sont nulles mais qui peuvent néanmoins présenter des dépendances temporelles, est celui des processus autorégressifs conditionnellement hétéroscédastiques (ARCH pour AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity). ainsi que leurs extensions GARCH (Generalized ARCH). Les séries générées par ces modèles GARCH sont des différences de martingales et sont utilisées pour *décrire* des séries financières. Dans la pratique, il existe de nombreuses situations où l'hypothèse d'erreurs i.i.d. gaussiennes, également appelée bruit blanc fort, n'est pas vérifiée. À titre d'illustration du processus défini en (2), nous pouvons considérer le graphique suivant de la série du rendement du CAC40, défini par $\epsilon_t = \log(p_t/p_{t-1})$, où p_t est le prix de l'action du CAC40 à la date t .



La série du rendement du CAC40 présente une trajectoire apparemment compatible avec la stationnarité au second ordre. On constate sur le graphique que la série (ϵ_t) est constituée d'oscillations autour de zéro, avec des amplitudes très différentes d'une date à l'autre, mais de module moyen constant sur des sous-périodes suffisamment longues. On observe également que la série (ϵ_t) présente de très faibles autocorrélations, la rendant proche d'un bruit blanc. En revanche, la série des carrés (ϵ_t^2) ou la série des valeurs absolues $(|\epsilon_t|)$ sont souvent fortement autocorrélées, ce qui prouve aussi qu'une dynamique peut exister au niveau du **bruit blanc faible** contrairement au bruit blanc fort. Ces deux propriétés ne sont pas incompatibles, mais elles montrent que la série du rendement est un bruit blanc qui n'est pas fort.

Description des travaux réalisés

Dans cette sous-section, je propose un résumé des travaux que j'ai réalisés en collaboration avec Boubacar Maïnassara et Rabehasaina. Pour en faciliter la lecture et la référence, ces travaux seront désignés par **[P1]**, **[P2]** et **[P3]**.

[P1] : Dans un premier temps, en collaboration avec Boubacar-Maïnassara et Rabehasaina nous considérons le modèle (1) avec $p = 1$. Sous les hypothèses essentielles d'ergodicité et de mélange, ainsi que d'indépendance entre (η_t) et (δ_t) , nous avons proposé un estimateur implicite de θ_0 par la **méthode des moments**, puis implémenté cette approche (en Python) via un algorithme de quasi-Newton.

Sous ces hypothèses, les paramètres du modèle (1) satisfont, pour tout $k \in \mathbb{N}^*$,

$$c_{k,0}(\theta_0) := \mathbb{E}[X_k X_0] = \mathbf{1}' (A_{\theta_0} P'_{\theta_0})^k A_{\theta_0}^2 P'_{\theta_0} (I - A_{\theta_0}^2 P'_{\theta_0})^{-1} \boldsymbol{\pi}_{f_0^2},$$

où $\mathbf{1}' := (1, \dots, 1)$, $\boldsymbol{\pi}_{f_0^2} := \{f_0^2(1) \pi(1), \dots, f_0^2(K) \pi(K)\}'$, $A_{\theta_0} := \text{diag}(a^0(s), s \in \mathcal{E})$ et $P_{\theta_0} = (p_{i,j}^0)$. En supposant que nous disposons d'observations X_1, \dots, X_n $n \in \mathbb{N}$, une *fonction d'estimation* du paramètre θ_0 est la fonction $F^{N,n}(\cdot)$ définie par

$$F^{N,n}(\theta) := (\hat{c}_{1,0} - c_{1,0}(\theta), \dots, \hat{c}_{N,0} - c_{N,0}(\theta)), \quad \theta \in \Theta,$$

où $\hat{c}_{k,0}$ est un estimateur empirique de $c_{k,0}(\theta_0)$ et N est un entier naturel représentant le nombre de moments croisés considérés ($N \geq K^2 + K$).

Un estimateur $\hat{\theta}_n$ de θ_0 est alors obtenu en minimisant la fonction $F^{N,n}(\cdot)$. Nous avons ensuite étudié *les propriétés asymptotiques* de l'estimateur proposé. Sous les mêmes hypothèses (existence des $c_{k,0}$ et l'hypothèse que $J := (\nabla c_{1,0}(\theta_0), \dots, \nabla c_{N,0}(\theta_0))'$ est de plein rang), l'estimateur $\hat{\theta}_n$ converge vers θ_0 et vérifie le *théorème central limite* suivant

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{D}} \mathcal{N}(0, \Omega := \mathcal{G}^{-1} J' I J \mathcal{G}^{-1}),$$

où les matrices \mathcal{G} et I sont définies comme suit

$$\mathcal{G} := J' J \quad \text{et} \quad I := \sum_{k=-\infty}^{\infty} \text{Cov}(Y_t(\theta_0), Y_{t-k}(\theta_0)) \quad \text{avec} \quad Y_t := X_t(X_{t+1}, \dots, X_{t+N})'.$$

Nous nous sommes aussi intéressés à l'estimation de la matrice de variance asymptotique Ω . Pour cela, nous avons estimé la matrice J par *plug-in* en remplaçant θ_0 par $\hat{\theta}_n$. L'estimation de la matrice I est un peu plus délicate. Nous avons choisi de nous focaliser sur l'approche basée sur l'estimation par la *densité spectrale*. Cette méthode consiste à interpréter $(2\pi)^{-1} I$ comme la densité spectrale du processus $\{\mathcal{Y}_t := Y_t - \mathbb{E}(Y_t), t \in \mathbb{Z}\}$. L'estimateur proposé est donné par :

$$\hat{I}^{SP} := \hat{\varphi}(1)^{-1} \hat{\Sigma}_{\hat{u}_r} \hat{\varphi}'(1)^{-1} \rightarrow I$$

en probabilité quand $r = r(n) \rightarrow \infty$ et $r^3/n \rightarrow 0$ quand $n \rightarrow \infty$, avec $\hat{\varphi}(z) = I_N + \sum_{i=1}^r \hat{\varphi}_{r,i} z^i$ où $\hat{\varphi}_{r,1}, \dots, \hat{\varphi}_{r,n}$ les coefficients de la régression des moindres carrés de $\hat{\mathcal{Y}}_t$ sur $\hat{\mathcal{Y}}_{t-1}, \dots, \hat{\mathcal{Y}}_{t-r}$ et $\hat{\Sigma}_{\hat{u}_r}$ la variance empirique des résidus de cette régression. Enfin, nous avons appliqués nos résultats sur des données météorologiques horaires pour corroborer nos travaux théoriques.

[P2] : En collaboration avec Boubacar-Maïnassara et Rabehasaina, nous avons étudié le modèle (1) pour un ordre p quelconque. Nous avons estimé le paramètre d'intérêt et démontré les propriétés asymptotiques de l'estimateur obtenu. En outre, nous avons déterminé la matrice de variance asymptotique et généralisé la procédure d'estimation à un processus (X_t) potentiellement non centré. L'un des principaux défis de cette étude a été de reformuler le modèle (1) sous la forme d'un processus multivarié d'ordre 1. Cette reformulation était essentielle pour permettre le calcul des moments croisés. Pour ce faire, il a été nécessaire d'étendre le Lemme 1 de Francq et Gautier (2004) au cas multidimensionnel. Ainsi, l'ensemble de notre approche a consisté à généraliser le cadre d'étude initial en exprimant le modèle sous forme de vecteur autorégressif. Cette formulation a permis de traiter les propriétés asymptotiques dans un contexte plus vaste et plus rigoureux.

[P3] : Nous avons également étudié le cas particulier $p = 0$, où dans ce cas le processus (X_t) est défini par :

$$X_t = f^0(\delta_t)\eta_t.$$

À noter que la procédure utilisée dans la section précédente ne convient pas au cas ARHMC(0). En effet, les moments croisés sont nuls dans cette configuration en raison de l'indépendance entre (δ_t) et (η_t) , ainsi que du fait que (η_t) est centré. Par conséquent, nous avons dû explorer les moments croisés d'ordre 2 de (X_t) afin de contourner cette difficulté. Après la phase d'estimation du processus ARHMC(0), la prochaine étape importante dans la modélisation consiste à vérifier si le modèle estimé est compatible avec les données. Cette étape d'adéquation permet de valider ou d'invalider le choix de K du nombre de régimes du modèle. Ce choix est important pour la précision des prévisions et pour une bonne interprétation du modèle. La sélection d'un ordre K trop grand a pour effet d'introduire des termes qui ne sont pas forcément pertinents dans le modèle et aussi d'engendrer des difficultés statistiques comme, par exemple un trop grand nombre de paramètres à estimer, ce qui est susceptible d'engendrer une perte de précision de l'estimation des paramètres. Le praticien peut aussi choisir un ordre K trop petit qui entraîne la perte d'une information qui peut être détectée par une corrélation des résidus ou encore une estimation non convergente des paramètres. Nous avons développé des tests adaptés aux erreurs faibles. Ces tests ont pour objet de vérifier que les résidus des modèles estimés sont bien des estimations de bruits blancs. Une invalidation de cette condition implique que le modèle est mal spécifié. Plus particulièrement, nous nous intéressons aux tests portmanteau, aussi appelés tests d'autocorrélation. Dans un premier temps, dans [P3], nous avons étudié la distribution asymptotique jointe de l'estimateur des moments et des autocovariances empiriques. Ceci nous permet ensuite d'obtenir les distributions asymptotiques des autocovariances et autocorrélations résiduelles par la delta-méthode. Nous avons prouvé que ces autocorrélations résiduelles sont normalement distribuées avec une matrice de covariance différente du cas iid. Enfin, nous en avons déduit le comportement asymptotique des statistiques portmanteau. Dans le cas général, nous avons obtenu la loi exacte des tests portmanteau et nous avons également montré que cette distribution asymptotique est celle d'une somme pondérée de chi-deux. Nous en avons déduit des tests portmanteau modifiés pour tester l'adéquation du modèle ARHMC(0) faible. Comme conséquence des résultats obtenus, il a fallu adapter les bornes des autocorrélogrammes en présence de dépendance. Après l'étape de **validation**, une phase cruciale est celle de la **prévision**, qui consiste à estimer les valeurs futures de la série à partir du modèle ajusté précédemment. Cette étape ne se limite pas à une simple prédiction ponctuelle, mais inclut également l'évaluation de l'incertitude via des intervalles de confiance, garantissant ainsi la robustesse des prévisions. Cependant, dans notre contexte, la tâche s'est avérée particulièrement complexe en raison de l'absence d'hypothèse de loi sur le processus (η_t) . En effet, les approches standard utilisées lorsque (η_t) est i.i.d. ne pouvaient être appliquées ici. La principale difficulté résidait donc dans la détermination de la densité du processus (X_t) . Pour surmonter cet obstacle, nous avons adopté une approche innovante consistant à approximer la densité jointe de (η_t) à l'aide des polynômes de Legendre. Cette technique s'est révélée non seulement efficace pour l'estimation de la densité, mais elle nous a également permis, par la même occasion, de décoder la trajectoire de la chaîne (δ_t) . Cette double avancée nous a permis de contourner les limitations imposées par l'absence d'hypothèse de loi, tout en offrant une meilleure interprétation des dynamiques sous-jacentes.


Publication


[P1] Y. Boubacar Maïnassara, A. Bra et L. Rabehasaina (2024). *Estimating Weak Markov-Switching AR(1) Models* (soumis). arXiv:2503.03316


[P2] Y. Boubacar Maïnassara, A. Bra et L. Rabehasaina, (2024). *Estimating Weak Markov-Switching AR(p) Models* (manuscrit finalisé).

[P3] Y. Boubacar Maïnassara, A. Bra et L. Rabehasaina (2025). *Modelling on weak white noise driven by a hidden Markov chain* (en cours de finalisation).


Communications


 Présentation de mes travaux de thèse au séminaire de probabilité et statistique le 25 mars 2024.


 Participation et présentation de mes travaux au dixième congrès des jeunes statisticiennes et statisticiens, qui s'est tenu à Porquerolles le 31 mars 2024.


 Participation et présentation de mes travaux aux cinquante-cinquièmes journées de statistiques, qui se sont tenues à Bordeaux le 27 mai 2024.


 Présentation d'un poster à la 23ème journée de l'école doctorale Carnot-Pasteur le 27 juillet 2024.


 Participation à la 22ème journée de l'école doctorale Carnot-Pasteur, qui s'est tenue à Dijon.

 Présentation de mes travaux de thèse au séminaire des doctorants le 22 mars 2024.

 Séjours dans une université française (plusieurs séjours d'une semaine) sur invitation de Boubacar Maïnassara.

 Présentation de mon parcours et de mon sujet de thèse au troisième congrès d'école d'hiver de statistique à Métabief le 02 février 2023.

 Participation à la septième journée Probabilités-Statistiques de Besançon-Dijon le 09 juin 2023.

 Membre de la table ronde au quatrième congrès d'école d'hiver de statistique à Villers-le-Lac le 31 janvier 2024.

Compétences linguistiques et informatiques

Langues  Français, Anglais.

Logiciels  Python, Logiciel R, Matlab, Scilab, Latex, Geogebra, World, Excel.

Databases  Weka, Knime, Mysql.

Centres d'intérêts

 Voyager  Football  Ecouter de la musique  Echecs

Références

1 Y. Boubacar Maïnassara and L. Rabehasaina, "Estimation of weak arma models with regime changes," *Statistical Inference for Stochastic Processes*, vol. 23, pp. 1–52, 2020.

2 K. Zhu and S. Ling, "Global self-weighted and local quasi-maximum exponential likelihood estimators for arma-garch/igarch models," 2011.

3 C. Francq and A. Gautier, "Estimation of time-varying arma models with markovian changes in regime," *Statistics & probability letters*, vol. 70, no. 4, pp. 243–251, 2004.

4 C. Francq and J.-M. Zakoïan, "Estimating linear representations of nonlinear processes," *Journal of Statistical Planning and Inference*, vol. 68, no. 1, pp. 145–165, 1998.

5 C. Francq and M. Roussignol, "On white noises driven by hidden markov chains," *Journal of Time Series Analysis*, vol. 18, no. 6, pp. 553–578, 1997.

6 J. D. Hamilton, "Analysis of time series subject to changes in regime," *Journal of econometrics*, vol. 45, no. 1-2, pp. 39–70, 1990.

Contacts (recherche)

M. Yacouba Boubacar Mainassara

Université Polytechnique Hauts-de-France, INSA Hauts-de-France, CERAMATHS-Laboratoire de Matériaux, Céramiques et de Mathématiques, F-59313 Valenciennes, France.

✉ Yacouba.BoubacarMainassara@uphf.fr

Mme.Madalina Deaconu

Faculté des sciences et Technologies Campus, Boulevard des Aiguillettes 54506 Vandœuvre-lès-Nancy

✉ madalina.deaconu@univ-lorraine.fr

Contacts (enseignement)

M. Landy Rabehasaina

Université Bourgogne Franche-Comté, Laboratoire de mathématiques de Besançon, 16 route de Gray, 25030 Besançon cedex, France.

✉ landy.rabehasaina@univ-fcomte.fr

M.Clement Dombry

Université Bourgogne Franche-Comté, Laboratoire de mathématiques de Besançon, 16 route de Gray, 25030 Besançon cedex, France.

✉ clement.dombry@univ-fcomte.fr

M. Landy Rabehasaina

Université Bourgogne Franche-Comté, Laboratoire de mathématiques de Besançon, 16 route de Gray, 25030 Besançon cedex, France.

✉ landy.rabehasaina@univ-fcomte.fr

M.Antoine Lejay

Faculté des sciences et Technologies Campus, Boulevard des Aiguillettes 54506 Vandœuvre-lès-Nancy

✉ antoine.lejay@univ-lorraine.fr

M. Julien Yves Rolland

Université Bourgogne Franche-Comté, Laboratoire de mathématiques de Besançon, 16 route de Gray, 25030 Besançon cedex, France.

✉ julien.rolland@univ-fcomte.fr

Mme.Camelia Goga

Université Bourgogne Franche-Comté, Laboratoire de mathématiques de Besançon, 16 route de Gray, 25030 Besançon cedex, France.

✉ camelia.goga@univ-fcomte.fr