

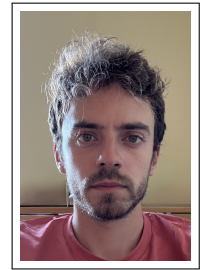
Guillaume Lauga

PhD

* 17 juin 1998

✉ guillaume.lauga@ens-lyon.fr

🌐 <https://laugaguillaume.github.io>



Post-doctorat

- juillet 2025- **Post-doctorat**, *Université Côte d'Azur*, Nice
Étude des opérateurs proximaux inexacts et de leurs interactions avec les méthodes plug and play. Avec Samuel Vaïter.
- Février 2025- **Post-doctorat**, *ENS de Lyon*
Publication d'une librairie python modulaire pour exécuter des stratégies multiniveaux en restauration d'images, des approches variationnelles aux approches plug&play : IMLFISTA.

Thèse

- titre *Multilevel Proximal Gradient Algorithm for Image Restoration*
- superviseur(e)s Paulo Gonçalves, Elisa Riccietti, Nelly Pustelnik
- description L'objectif de cette thèse était d'étudier les stratégies **multiniveaux** dans le contexte de **l'optimisation non lisse** afin de fournir une accélération aux méthodes d'optimisation standard sur des problèmes de grande taille. Thèse soutenue le 17 décembre 2024.

Publications

2025- Pré-publications

- **G. Lauga**, S. Vaïter, *Characterizations of inexact proximal operators*, 2026 (PDF).
Dans cet article, nous proposons plusieurs caractérisations des opérateurs proximaux inexacts de pénalités potentiellement non convexes. Ces caractérisations nous permettent d'identifier quelles propriétés une approximation d'un opérateur proximal devrait respecter pour qu'une fois utilisé dans un algorithme de minimisation proximal classique (point proximal, gradient proximal, Douglas-Rachford), la convergence vers une solution approximative soit conservée, sans faire d'hypothèse de sommabilité sur les erreurs d'approximation, qui est l'hypothèse classique pour obtenir la convergence dans le cadre de l'optimisation inexacte et à peu de choses près la seule utilisée dans la littérature.
- **G. Lauga**, *A block-coordinate descent framework for non-convex composite optimization. Application to sparse precision matrix estimation*, 2026 (PDF).
Dans cet article, nous présentons un cadre général pour l'optimisation composite non convexe avec des algorithmes de descente par coordonnées. Ce cadre permet de définir trois algorithmes : un algorithme de descente de gradient-proximal par coordonnées (potentiellement à métrique variable), un algorithme de descente de Newton proximale par coordonnées, et un algorithme de minimisation alternée par coordonnées. Ces trois algorithmes sont assimilés aux trois principales classes d'algorithmes pour résoudre le problème non convexe d'estimation de matrice de précision de graphes sous contrainte de parcimonie, ce qui permet d'une part de prouver leur convergence vers une solution du problème non convexe mais aussi d'accélérer jusqu'à 100 fois la résolution par rapport à la méthode classique de repondération, après chaque minimisation complète.
- L. Briceño-Arias, P. Gonçalves, **G. Lauga**, N. Pustelnik, E. Riccietti, *A flexible block-coordinate forward-backward algorithm for non-smooth and non-convex optimization.*, soumis à Springer Applied Mathematics and Optimization, 2025 (PDF).
Dans cet article, nous introduisons un cadre très flexible pour les algorithmes de descente de gradient-proximal par coordonnées, afin de garantir la convergence vers un point critique de nombreuses façons de mettre à jour les coordonnées, par exemple cyclique, à taille de blocs variables, etc. Ainsi, tous les algorithmes qui s'inscrivent dans ce large cadre sont à même de traiter l'optimisation de fonctions non lisses et non convexes. Nous montrons l'équivalence d'un algorithme de descente par blocs avec un algorithme multiniveau qui a fait ses preuves en restauration d'images. Enfin, un exemple de restauration d'images non convexe est présenté pour valider le cadre théorique.

- **G. Lauga**, M. Chaumette, E. Desainte-Maréville, É. Lasalle, A. Lebourrier, *A multilevel approach to accelerate the training of Transformers*, GRETSI août 2025 (PDF).
Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode multiniveau pour accélérer l'entraînement des Transformers sur des tâches de prédiction de texte. La méthode proposée s'appuie sur la caractérisation sous la forme d'une équation différentielle ordinaire des réseaux à connexions résiduelles. Les comparaisons expérimentales démontrent le potentiel de la méthode, avec un gain en nombre d'opérations à résultat équivalent d'environ 40%.
- **G. Lauga**, E. Riccietti, L. Briceño-Arias, N. Pustelnik, P. Gonçalves, *Une équivalence entre algorithmes multiniveaux et algorithmes de descente par blocs*, GRETSI août 2025, (PDF).
Cet article présente en détail l'équivalence entre les algorithmes multiniveaux et les algorithmes par blocs évoqués plus haut. Les conséquences sont bilatérales avec des améliorations théoriques pour les algorithmes multiniveaux et pratiques pour les algorithmes par blocs.
- **G. Lauga**, A. Repetti, E. Riccietti, N. Pustelnik, P. Gonçalves, Y. Wiaux, *A multilevel framework for accelerating uSARA in radio-interferometric imaging*, EUSIPCO août 2024 (PDF).
Dans cet article, nous montrons la flexibilité de l'algorithme IML FISTA (voir plus bas) en construisant une hiérarchie d'approximations du problème de reconstruction d'image par radio-interférométrie dans l'espace des observations, et non celui des images comme ce qui est fait usuellement. Des gains notables en temps de calcul sont observés sur des expériences avec des données simulées.
- **G. Lauga**, E. Riccietti, N. Pustelnik, P. Gonçalves, *IML FISTA : A Multilevel Framework for Inexact and Inertial Forward-Backward. Application to Image Restoration*, *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2024 (PDF)
Dans cet article, nous proposons un cadre général pour l'optimisation convexe non lisse inexacte avec des algorithmes multiniveaux. Nous apportons la première preuve de convergence vers une solution pour un algorithme multiniveau inexact, ce qui permet à IML FISTA (Inexact Multilevel Fast Shrinkage Thresholding Algorithm) d'au moins égaler les garanties théoriques des algorithmes de l'état de l'art. Le cadre proposé permet de gérer des pénalités non proximables, qui requièrent une estimation de leur opérateur proximal à chaque itération. Cette procédure est coûteuse, mais permet d'utiliser des pénalités amenant à de meilleures reconstructions en imagerie. En étant capable de gérer ces pénalités, IML FISTA accélère fortement la résolution des problèmes de restauration d'images. Nous démontrons ces performances sur de nombreux problèmes de restauration d'images, comprenant diverses dégradations et natures des images.
- **G. Lauga**, E. Riccietti, N. Pustelnik, P. Gonçalves, *Méthodes multi-niveaux pour la restauration d'images hyperspectrales*, GRETSI août 2023 (PDF)
Dans cet article, nous appliquons la méthodologie multiniveau d'IML FISTA à la reconstruction d'images hyperspectrales, en proposant deux moyens de réduire la dimension. Ces deux moyens sont très compétitifs par rapport aux méthodes classiques comme FISTA.
- A. Gonon, L. Zheng, C. Lalanne, Q.-T. Le, **G. Lauga**, C. Pouliquen, *Can sparsity improve the privacy of neural networks ?*, GRETSI 2023 (PDF)
Dans cet article, nous présentons une étude de l'impact de la parcimonie sur la confidentialité des réseaux de neurones, i.e., la capacité d'un réseau à ne pas dévoiler des membres de son jeu d'entraînement. Nous mettons en lumière une corrélation entre parcimonie et confidentialité.
- **G. Lauga**, E. Riccietti, N. Pustelnik, P. Gonçalves, *Multilevel FISTA for image restoration*, ICASSP juin 2023 (PDF)
Dans cet article, nous étendons les résultats de notre précédent algorithme multiniveau afin d'inclure une méthode d'accélération classique, l'ajout de momentum. L'algorithme présenté a ainsi des garanties de convergence optimales. Une application à un problème de restauration d'images est présentée, où notre algorithme multiniveau est en pratique plus performant que FISTA (l'état de l'art).
- **G. Lauga**, E. Riccietti, N. Pustelnik, P. Gonçalves, *Méthodes proximales multi-niveaux pour la restauration d'images*, GRETSI September 2022 (PDF)
Dans cet article, nous apportons la première preuve de convergence d'un algorithme de gradient-proximal multiniveau vers une solution d'un problème de minimisation convexe. Une application à un problème de restauration d'images est présentée.

Présentations orales

- Block-coordinate descent : a new flexible convergence framework and application to sparse precision matrix estimation, Séminaire Probabilité-Statistiques, Nice, 25 novembre 2025,
- Block-coordinate descent : equivalence with multilevel methods and application to sparse precision matrix estimation, Inria St-Étienne, 18 novembre 2025
- Multilevel Proximal Methods for Radio-interferometric imaging, EURO, juillet 2024
- Multilevel Proximal Methods for Image Restoration, Seminar, Johannes Kepler University, Linz, juin 2024
- Multilevel Proximal Methods for Radio-interferometric imaging, SIAM LA, mai 2024
- Multilevel Proximal Methods for Image Restoration, Séminaire, Insa Rouen, 23 avril 2024
- _____, SMAI MODE 26-29 mars 2024
- _____, Workshop on Optimization, Berlin, 14-16 juin 2023
- _____, Optimization and Control in Burgundy, 9-11 mai 2023
- _____, Séminaire, Institut de Mathématiques de Bordeaux, 4 mai 2023
- _____, SIAM CSE, mars 2023

Enseignement

- 2025-2026 **Chargé de TD**, *Université Côte d'Azur*, Cours de remise à niveau (M1) sur les équations aux dérivées partielles, 8h.
Révision des résultats d'existence, d'unicité et de stabilité des solutions des EDO. Convergence des schémas numériques.
- 2023-2024 **Chargé de TD**, *ENS de Lyon*, Optimisation et Approximation (M1), 28h. Fondamentaux du Machine Learning (M1), 10h.
Programmation linéaire : existence des solutions, algorithmes du simplexe. Méthodes d'optimisation du premier ordre (descente de gradient), et du second ordre (méthode de Newton et de quasi-Newton)
- 2022-2023 **Chargé de TD**, *École Centrale de Lyon*, Optimisation, intégration et équation aux dérivées partielles (L3), 40h de TD.
Existence et unicité de solutions aux problèmes d'optimisation, conditions de Karush-Kuhn-Tucker. Résultats principaux sur l'intégrale de Lebesgue. Existence, unicité et stabilité des solutions d'EDO.
- 2021-2022 **Chargé de TD**, *Université Lyon 1*, Fondamentaux des Mathématiques 1, Licence de Mathématique et d'Informatique (L1), 45h de TD + 19h d'examens oraux (type colle).
Résultats classiques en analyse, algèbre, et analyse matricielle.