

Optimisation



En bref

- › **Langue(s) d'enseignement:** Français
- › **Méthode d'enseignement:** En présence
- › **Organisation de l'enseignement:** Formation initiale
- › **Forme d'enseignement :** Cours magistral & Travaux dirigés
- › **Ouvert aux étudiants en échange:** Non

Présentation

DESCRIPTION

- * Convexité: Ensembles et fonctions convexes
 - * Semi-continuité inférieure. Coercivité. Existence/unicité de minimiseurs.
 - * Cone normal. Cone tangent. Polarité. Théorème de Moreau pour les cones.
 - * Sous-différentielle. Conditions d'optimalité. Sous-différentiel de la somme (théorème de Moreau-Rockafellar). Composition par un opérateur linéaire.
 - * Revisite des conditions de KKT.
- * Méthodes de point intérieur pour le cas lisse avec contraintes lisses
 - * Rappels sur la méthode de Newton, et sa convergence locale, BFGS.

- * Programmation convexe lisse. Exemples de la programmation linéaire et quadratique. Condition de Slater.
- * Principe des fonctions barrière, de chemin central. Théorème de convergence du chemin central (sous condition de Slater).
- * Principe des méthodes de point intérieur. Théorème de convergence de la méthode (basée sur Newton) pour la programmation linéaire.
- * Méthodes d'éclatement (primales) pour les problèmes structurés non-lisses
 - * Rappels sur l'algorithme du gradient.
 - * Méthode du gradient implicite. Opérateur proximal.
 - * Algorithmes du gradient projeté, et Forward-Backward. Théorème de convergence de Forward-Backward.
 - * Algorithme de Douglas-Rachford.
- * Dualité convexe
 - * Conjuguée de Fenchel-Legendre. Théorème de Fenchel-Moreau sur la biconjuguée. Dualité entre les fonctions fortement convexes et $C1,1C1,1$.
 - * Calcul du gradient de la conjuguée. Calcul de l'opérateur proximal de la conjuguée (théorème de Moreau).
 - * Dualité de Moreau-Rockafellar. Exemple avec les problèmes convexes sous contraintes linéaires, lien avec le Lagrangien.
- * Méthodes d'éclatement primales-duales pour les problèmes structurés non-lisses
 - * Algorithme du Lagrangien (vu comme l'algorithme du gradient sur le dual).
 - * Algorithme du Lagrangien Augmenté (vu comme l'algorithme proximal sur le dual).

Pour en savoir plus, rendez-vous sur > u-paris.fr/choisir-sa-formation

* Algorithmes de Tseng et ADMM (vus comme les algorithmes Forward-Backward et Douglas-Rachford sur le dual).

HEURES D'ENSEIGNEMENT

| | | |
|--------------|-----------------|----|
| Optimisation | Cours Magistral | 4h |
| Optimisation | | 5h |

SYLLABUS

- * Hiriart-Urruty, J. B., & Lemaréchal, C. (2012). *Fundamentals of convex analysis*. Springer
- * Rockafellar, R. T. (2015). *Convex analysis*. Princeton university press.
- * Peypouquet J. (2015) *Convex Optimization in Normed Spaces*. Springer.
- * Borwein J.M & Lewis, A.S. (2006). *Convex Analysis and Nonlinear Optimization: Theory and Examples*. Springer.

Pour en savoir plus, rendez-vous sur > u-paris.fr/choisir-sa-formation