



---

# Guide pédagogique

## *Module « Mathématiques pour l'apprentissage automatique et l'optimisation »*

### *Option IASD – 9.3 (4 crédits ECTS)*

---

#### **Place du module et enjeux**

Au-delà de l'importance indéniable des techniques d'optimisation pour la résolution de nombreux problèmes, un grand nombre de problématiques liées à l'Intelligence Artificielle et en particulier à l'apprentissage machine (e.g., supervisé ou non supervisé : régression, classification, clustering) sont aussi formulées comme des problèmes d'optimisation. Ce module propose de traiter différentes notions mathématiques importantes pour l'optimisation et l'Apprentissage machine. Il introduit plusieurs méthodes et notions importantes en Apprentissage machine, e.g. Régression Linéaire, Support Vector Machines, Régularisation, en détaillant les formulations mathématiques précises qui permettent leur expression, et leur mise en œuvre pratique, i.e, expressions mathématiques, solveurs sollicités, notions d'optimisation convexe associées. Il présente différentes approches heuristiques utiles pour la résolution de problèmes d'optimisation combinatoires NP-difficiles qui ne peuvent être résolus de manière exacte.

#### **Teaching guide and syllabus**

*« Mathematics for Machine Learning and Optimisation » module  
DSAI option – 9.3 (4 ECTS credits)*

---

#### **Subject matter importance and associated issues**

Optimisation techniques are of major importance for solving numerous. They are also critical in Artificial Intelligence since numerous Machine Learning problems (e.g., supervised, unsupervised: regression, classification, clustering) are often simply expressed as optimisation problems. The module introduces several methods and notions of interest for Machine Learning. It particularly discusses mathematical content and details associated to general methods and notions such as Linear Regression, Support Vector Machines, Regularisation, by covering their mathematical formulations, solvers that can be used, as well as important notions of convex optimisation. This module also introduces several central Mathematical notions for Optimization and Machine Learning. Numerous heuristic approaches are presented for solving combinatorial NP-hard optimisation problems that cannot be solved exactly.

Responsable : Stefan Janaqi

Téléphone : 04 34 24 62 19

Courriel : stefan.janaqi@mines-ales.fr



| ENSEIGNEMENTS ACADEMIQUES  | Volume horaire          | Détail des coefficients | Crédits |
|--|-------------------------|-------------------------|---------|
| <b>Mathématiques pour l'apprentissage automatique et l'optimisation</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>○ Approches Heuristiques pour l'Optimisation Combinatoire</li> <li>○ Mathématiques avancées pour l'apprentissage automatique</li> </ul> | <b>70 h</b><br>20<br>50 | 1<br>2                  | 4       |

#### Matière 1

|  |  |
|--|--|
| <b>Titre de la matière : Approches Heuristiques pour l'Optimisation Combinatoire</b> |  |
| <b>Code : 2IA-iasd-9.3.1</b>   | <b>Titre du module : « Mathématiques pour l'apprentissage automatique et l'optimisation»</b> |
| <b>Semestre : S9</b>   | <b>Cursus de rattachement : département 2IA, option IASD</b>                                 |

| Heures présentiel | Heures total | Cours | TD | TP | Projet | Contrôles | Travail personnel | Coef /module | ECTS |
|-------------------|--------------|-------|----|----|--------|-----------|-------------------|--------------|------|
| 20                | 30           | 8     |    | 12 |        |           | 10                | 1            | 1.6  |

|               |  |
|---------------|--|
| <b>Résumé</b> | Initiation à la conception et au développement d'algorithmes pour la résolution approchée de problèmes industriels et académiques à variables discrètes.<br>Dans ce cours nous aborderons essentiellement les méta-heuristiques pour l'optimisation combinatoire fondées sur la recherche locale et les algorithmes évolutionnaires. |
|---------------|--|

|                           |   |
|---------------------------|---|
| <b>Responsable</b>        | Michel Vasquez – LGI2P/IMT Mines Alès   |
| <b>Équipe enseignante</b> | Andon Tchechmedjiev – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Michel Vasquez – LGI2P/IMT Mines Alès |

|                  |  |
|------------------|--|
| <b>Mots-clés</b> | Optimisation combinatoire, Résolution de problèmes, Heuristiques |
| <b>Prérequis</b> | Algorithmique et complexité (2IA-8.2)                            |

|   |
|---|
| <b>Contexte et objectif général</b>   |
| De nombreux problèmes d'optimisation combinatoires mènent à une explosion combinatoire qui rend impossible une résolution « exacte », c'est notamment le cas des problèmes NP-complets. Ainsi, pour résoudre ces problèmes pour des instances de grande taille, il est nécessaire d'employer des méthodes « métaheuristiques » (ou « approchées » en opposition à « exactes »), permettant de prendre des raccourcis dans l'exploration (on parle de configurations, de voisinage et d'exploration d'un espace de recherche). |

|  |
|--|
| <b>Programme et contenu :</b>  |
| 1. Recherche locale : concepts principaux et application.<br>2. Algorithmes évolutionnaires et bio-inspirés: concepts principaux et application. |

|   |
|---|
| <b>Méthode et organisation pédagogique :</b>  |
| Les séances de cours présenteront les concepts principaux sur lesquels reposent ces heuristiques.   |
| Les TP consisteront à l'implémentation et l'expérimentation d'une approche de ce type pour traiter un ensemble d'instances d'un problème combinatoire donné ( <i>benchmark</i> ). |

|   |
|---|
| Le découpage est prévu comme suit :   |
| - 8h de cours découpés en 2 chapitres principaux ;<br>- 12h de mise en application. |

|  |
|--|
| <b>Acquis d'apprentissage visés :</b>            |
| Développer la compétence des élèves ingénieurs : |

|  |
|--|
| - à implémenter une méthode réaliste de résolution de problèmes réels à variables discrètes,               |
| - à évaluer la qualité des solutions obtenues et l'efficacité, en termes de ressources CPU, de la méthode. |

|  |
|--|
| <b>Évaluation :</b> Comptes-rendus de TP notés                                       |
| <b>Retour sur l'évaluation fait à l'élève :</b> 3 semaines après la dernière séance. |

|   |
|---|
| <b>Support pédagogique et références :</b> Supports de cours et références bibliographiques |
|---|

## Module « Mathématiques pour l'apprentissage automatique et l'optimisation » – 2IA-iasd 9.3

### Matière 2

|                              |   |
|------------------------------|---|
| <b>Titre de la matière :</b> | <b>Mathématiques avancées pour l'apprentissage automatique</b>                                |
| <b>Code : 2IA-iasd-9.3.2</b> | <b>Titre du module :</b> « Mathématiques pour l'apprentissage automatique et l'optimisation » |
| <b>Semestre : S9</b>         | <b>Cursus de rattachement :</b> département 2IA, option IASD                                  |

| Heures présentiel | Heures total | Cours | TD | TP | Projet | Contrôles | Travail personnel | Coef /module | ECTS |
|-------------------|--------------|-------|----|----|--------|-----------|-------------------|--------------|------|
| 50                | 70           | 22    | 26 |    |        | 2         | 20                | 2            | 2,4  |

|               |   |
|---------------|---|
| <b>Résumé</b> | Ce cours a pour objectif d'expliquer les outils mathématiques d'optimisation qui sont à la base de plusieurs méthodes d'apprentissage machine telles que Régression linéaire, Support Vector Machines (SVM), Réseaux de neurones, approches régularisées. |
|---------------|---|

|                           |   |
|---------------------------|---|
| <b>Responsable</b>        | Stefan Janaqi – LGI2P/IMT Mines Alès  |
| <b>Équipe enseignante</b> | Stefan Janaqi – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Abdelhak Imoussaten – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Sébastien Harispe – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Andon Tchetchmedjiev – LGI2P/IMT Mines Alès |

|                  |  |
|------------------|--|
| <b>Mots-clés</b> | Optimisation convexe, gradient, optimum global.  |
| <b>Prérequis</b> | Analyse Mathématique, Algèbre Linéaire, Python.<br>Recherche opérationnelle de Tronc Commun<br>Module 8.2 : Algorithmique Optimisation |

|  |
|--|
| <b>Contexte et objectif général</b>  |
| À l'heure d'une croissance sans précédent des applications de l'intelligence artificielle on pourrait se perdre dans la masse des outils « prêts à être utiliser ». Or, un grand nombre de ces outils reposent sur le travail énorme des mathématiques appliquées. Notamment, l'optimisation mathématique et la panoplie d'outils logiciels associés sont à la base d'un très grand nombre d'outils d'apprentissage automatique. L'objectif de ce cours est d'expliquer l'apport de ces outils mathématiques afin de mieux comprendre le comportement et les résultats des méthodes d'apprentissage. |

|   |
|---|
| <b>Programme et contenu :</b>   |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>- Optimisation convexe ;</li> <li>- Formulation de la Régression Linéaire comme problème d'optimisation convexe (Rappel) ;</li> <li>- Formulation de Support Vector Machines comme problème d'optimisation convexe ; Kernel Trick ;</li> <li>- Problèmes de grande dimension, méthode lasso (Régularisation) ;</li> <li>- Sparse Learning</li> </ul> |

|  |
|--|
| <b>Méthode et organisation pédagogique :</b>   |
| Les TP seront réalisés sur les ordinateurs personnels des étudiants.   |
| Le découpage est prévu comme suit :  |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>- 22h de cours découpés en 5 chapitres principaux ;</li> <li>- 26h de mise en application des différentes notions.</li> </ul> |

|   |
|---|
| <b>Acquis d'apprentissage visés :</b>   |
| Savoir formuler un problème d'apprentissage comme un problème d'optimisation mathématique ; connaître les caractéristiques principales des problèmes afin de choisir le solveur adéquat ; appliquer ces solveurs à des cas de figure significatifs. |

|  |
|--|
| <b>Évaluation :</b> Types d'épreuves et répartition des coefficients : contrôle continu – les résultats des TD sont à rendre par chaque élève (1), un projet en binôme sera réalisé (1). |
|--|

|  |
|--|
| <b>Retour sur l'évaluation fait à l'élève :</b> 3 semaines après la dernière séance. |
|--|

|  |
|--|
| <b>Support pédagogique et références :</b>   |
| 1 support de présentation ; Librairies de codes Python pour les TD et le projet final. |

## Méthode et organisation pédagogique

Il s'agit d'un enseignement relativement classique avec une partie réalisée en cours magistral et une partie appliquée au travers de TD et Projets.

## Modalité d'évaluation

Le niveau d'acquisition des compétences sera évalué selon les exigences suivantes :

| N° indicateur | Indicateur  |
|---------------|---|
| 1             | Connaitre les savoirs formels et pratiques du socle des fondamentaux  |
| 2             | Exploiter les savoirs théoriques et pratiques                         |
| 3             | Analyser, interpréter, modéliser, émettre des hypothèses, et résoudre |

### Répartition

| Matière                                   | Contrôle                   | Coefficients | Type de notation | Indicateurs évalués | Chapitres |
|---|----------------------------|--------------|------------------|---------------------|-----------|
| Optimisation algorithmique                | Comptes-rendus de TP notés | 1            | Binôme           | 3                   | Tous      |
| Outils Mathématiques pour l'apprentissage | Contrôle Continu           | 1            | Individuelle     | 1                   | Tous      |
| Outils Mathématiques pour l'apprentissage | Projet                     | 1            | Binôme           | 3                   | Tous      |

Dans chacune des matières du module, une évaluation non prévue à l'emploi du temps (contrôles surprise) peut advenir.

## Engagement de l'étudiant, éthique et professionnalisme

La démarche éthique est définie dans le règlement intérieur de l'établissement. Chaque étudiant s'engage à en prendre connaissance et à la respecter.

**Obligation des cours** : Présence obligatoire pour tous à chaque séance

**Nombre d'heures estimées de travail personnel** : pour acquérir les compétences demandées, il est nécessaire que l'étudiant consacre au minimum 45 min de travail personnel de compréhension et d'approfondissement par séance de cours.  
30h de travail personnel sont estimées pour définir le périmètre des projets et les réaliser.

**Nombre d'heures estimées de préparation aux travaux dirigés (TD)** : 45 min

### Pénalité pour retard

Tout travail remis en retard sans motif valable peut être pénalisé de 3 points par jour de retard.

## Équipe enseignante

| Nom                 | Domaine d'expertise   | Courriel/Téléphone   |
|---------------------|---|--|
| Abdelhak IMOSSATEN  | Analyse multicritère, Apprentissage des préférences, Théorie de l'incertain, Fusion de données, Opérateurs d'agrégation | <a href="mailto:abelhak.imoussaten@mines-ales.fr">abelhak.imoussaten@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 64   |
| Stefan JANAQI       | Data Science, Machine Learning, Mathématiques appliquées  | <a href="mailto:stefan.janaqi@mines-ales.fr">stefan.janaqi@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 19             |
| Sébastien HARISPE   | Science de la Donnée, Apprentissage Machine, Représentation des Connaissances   | <a href="mailto:sebastien.harispe@mines-ales.fr">sebastien.harispe@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 67     |
| Andon TCHECHMEDJIEV | Apprentissage automatique, IA et développement informatique   | <a href="mailto:andon.tchechmedjiev@mines-ales.fr">andon.tchechmedjiev@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 16 |
| Michel VASQUEZ      | Complexité algorithmique, optimisation combinatoire, résolution de problèmes.   | <a href="mailto:michel.vasquez@mines-ales.fr">michel.vasquez@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 86           |

| ACADEMIC TEACHING   | Teaching hours | Coefficients | Credits |
|---|----------------|--------------|---------|
| <b>Mathematical Tools for Machine Learning and Optimisation</b> |                |              |         |
| o Heuristic approaches for algorithmic optimisation             | 70 h           | 1            | 4       |
| o Advanced mathematics for Machine learning                     | 20             | 2            |         |
|   | 50             |              |         |

### Class 1

|   |   |
|---|---|
| <b>Class title: Heuristic approaches for algorithmic optimisation</b> |   |
| Code : 2IA-iasd-9.3.1   | Module title: « Mathematics for learning and optimisation »   |
| Semestre : S9   | Classification: Department Computer Science and Artificial Intelligence (CSAI)<br>Option Data Sciences and Artificial Intelligence (DSAI) |

| Hours of presence | Total hours | Lectures | Seminar | Labs | Project | Testing | Personal work | Coef /module | ECTS |
|-------------------|-------------|----------|---------|------|---------|---------|---------------|--------------|------|
| 20                | 30          | 8        |         | 12   |         |         | 10            | 1            | 1.6  |

|                |  |
|----------------|--|
| <b>Summary</b> | This course introduces the students to the design and development of algorithms for approached resolution of industrial and academic problems dealing with discrete variables.<br>This course will focus on metaheuristics for combinatorial optimisation based on local search and evolutionary algorithms. |
|----------------|--|

|                      |  |
|----------------------|--|
| <b>Head</b>          | Michel Vasquez – LGI2P/IMT Mines Alès  |
| <b>Teaching team</b> | Andon Tchechmedjiev – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Michel Vasquez – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Teaching Assistants |

|                      |  |
|----------------------|--|
| <b>Key words</b>     | Combinatorial optimisation, Problem solving, Heuristics. |
| <b>Prerequisites</b> | Algorithmics and complexity (2IA 8.2)                    |

|  |
|--|
| <b>Context and general objective:</b>  |
| Many combinatorial optimisation problems lead to a combinatorial explosion that prevents reaching an "exact" solution, as it is the case with NP-complete problems. Therefore, to solve these problems for large instances, it is necessary to use "metaheuristic" (also called "approached" as opposed to "exact") methods, allowing shortcuts to be taken during the exploration phase (notions of configurations, neighbourhood and exploration of a research space are engaged). |

|   |
|---|
| <b>Program and contents:</b>  |
| 1. Local search: main concepts and application.<br>2. Evolutionary and bio-inspired algorithms: main concepts and application |

|   |
|---|
| <b>Method and pedagogic organisation:</b>   |
| The labs sessions will be carried out on the personal computers of the students.  |
| The lectures will introduce the main concepts behind heuristics.  |
| Labs will consist of the implementation and experimentation of such an approach to address a set of instances of a given combinatorial problem (benchmark). |
| The syllabus of the module will be the following:   |

- 8 hours of plenary lectures, divided in 2 main chapters;
- 12 hours of practical sessions/project.

|   |
|---|
| <b>Targeted skills or knowledge:</b>  |
| Develop students skills for:  |
| - implementing algorithmic solutions to face real case problems using discrete variables;<br>- evaluating the proposed solutions. |

|  |
|--|
| <b>Evaluation:</b>                                   |
| The testing procedures will be based on labs reports |

|   |
|---|
| <b>Feedback made to the student:</b>                  |
| Feedbacks at most three weeks after the last session. |

|   |
|---|
| <b>Teaching material and references:</b>                        |
| 1 presentation document – Library of software needed; Internet. |

**Class 2**

|   |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|---|--|--|--|--|--|--|--|--|--|
| <b>Class title: Mathematical Tools for Machine Learning</b> |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| <b>Code :</b>   | <b>Module title:</b> « Mathematics for machine learning and optimisation »   |  |  |  |  |  |  |  |  |
| <b>Semester:</b> S9   | <b>Classification:</b> Department Computer Science and Artificial Intelligence (CSAI)<br>Option Data Sciences and Artificial Intelligence (DSAI) |  |  |  |  |  |  |  |  |

| Hours of presence | Total hours | Lectures | Semi nar | Labs | Project | Testing | Personal work | Coef /module | ECTS |
|-------------------|-------------|----------|----------|------|---------|---------|---------------|--------------|------|
| 50                | 70          | 22       | 26       |      |         | 2       | 20            | 2            | 2.4  |

|                |  |
|----------------|--|
| <b>Summary</b> | This course aims to show explicitly the mathematical tools of optimisation on which are based many Machine learning methods such as Linear Regression, Support Vector Machines, Neural Networks, Regularization... |
|----------------|--|

|                      |  |
|----------------------|--|
| <b>Head</b>          | Stefan Janaqi – LGI2P/IMT Mines Alès   |
| <b>Teaching team</b> | Stefan Janaqi – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Abdelhak Imoussaten – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Nicolas Sutton-Charani – LGI2P/IMT Mines Alès<br>Andon Tchekhmedjiev– LGI2P/IMT Mines Alès |

|                      |   |
|----------------------|---|
| <b>Key words</b>     | Convex optimisation, gradient, global optimum   |
| <b>Prerequisites</b> | Calculus, Linear Algebra, Software skills Matlab, Python<br>Operational Research<br>Module 8.2: Algorithms, Optimisation. |

|  |
|--|
| <b>Context and general objective:</b>  |
| We are witnesses of a great increasing of the applications of artificial intelligence. It is hard for beginners to find the good tool in the great offer of "ready to use tools". A great number of these tools are built upon the tremendous work of applied mathematics. Specially, the mathematical optimisation and all the numerical solvers are in the foundations of a great number of methods of machine learning. This course aims to explain the role of these mathematical tools, in order to better understand and use machine learning methods. |

|  |
|--|
| <b>Program and contents:</b>   |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>- Convex optimisation;</li> <li>- Linear Regression as a convex optimisation problem (refresher);</li> <li>- Support Vector Machines as a convex optimisation problem; the kernel trick;</li> <li>- Problems in big dimension, lasso method (regularization);</li> <li>- Sparse Learning</li> </ul> |

|  |
|--|
| <b>Method and pedagogic organisation:</b>  |
| The practical sessions will be carried out on the personal computers of the students.<br>The syllabus of the module will be the following:                       |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>- 22 hours of plenary lectures, divided in 5 main chapters;</li> <li>- 26 hours of practical sessions/project.</li> </ul> |

|   |
|---|
| <b>Targeted skills or knowledge:</b>  |
| Be able to formulate a Machine learning problem as an optimisation problem;                       |
| Be able to recognize the principal characteristic of problems in order to choose the good solver; |
| Be able to apply all of this on significative examples.   |

|   |
|---|
| <b>Evaluation:</b>  |
| The testing procedures used and the associated coefficient system : individual continuous control (1) and a project for couples of students (1) |

|   |
|---|
| <b>Feedback made to the student:</b>  |
| making corrections available, consulting copies of exams, etc.: At most three weeks after the last session. |
|   |

|   |
|---|
| <b>Teaching material and references:</b>                        |
| 1 presentation document – Library of software needed; Internet. |

## Method and teaching organisation

This will be a classical course with lectures and applications on TD and Project.

## Testing procedures

The student's level of knowledge acquisition will be evaluated according to the following points:

| N° Indicator | Indicator   |
|--------------|---|
| 1            | To know the formal and practical knowledge constituting the foundation of a given field |
| 2            | Exploit theoretical and practical knowledge   |
| 3            | Analyse, interpret, model, hypothesize and solve problems                               |

*Grading scheme:*

| Class   | Exam               | Coefficients | Administration mode | Evaluated Indicators | Chapters |
|---|--------------------|--------------|---------------------|----------------------|----------|
| Heuristic approaches for algorithmic optimisation | Practical reports  | 1            | Pair                | 1-3                  | All      |
| Mathematical tools for learning                   | Continuous control | 1            | Individual          | 1                    | all      |
| Mathematical tools for learning                   | Project            | 1            | Pair                | 3                    | all      |

In each course of this module, an unscheduled assessment may occur.

## Student commitments, ethics and professionalism

Expectations concerning ethics are defined in the establishment's code of conduct. Each student is expected to know and respect the code of conduct.

**Obligatory presence in classes:** Presence is required all times in lectures and practical sessions.

### **Estimated hours of personal study**

in order to acquire the required learning level, the student is expected to spend a minimum of 45min of personal study time per hour spent in class.  
30h to realize the project.

### **Estimated hours of preparation required for labs/Work Shop:**

1 to 2 h

### **Late penalties**

All late assignments without any valid cause may be penalized by the withdrawal of up to 3 points per day after the due date.

## Teaching team

| Name                | Field of expertise  | Email/Phone  |
|---------------------|---|--|
| Abdelhak IMOSSATEN  | Multiple criteria decision analysis, Preference learning, Uncertainty theory, data merging, aggregation operators | <a href="mailto:abelhack.imoussaten@mines-ales.fr">abelhack.imoussaten@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 64 |
| Stefan JANAQI       | Data Science, Mathématiques appliquées  | <a href="mailto:stefan.janaqi@mines-ales.fr">stefan.janaqi@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 19             |
| Sébastien HARISPE   | Artificial Intelligence, Knowledge Representation, Machine Learning   | <a href="mailto:sebastien.harispe@mines-ales.fr">sebastien.harispe@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 67     |
| Andon TCHECHMEDJIEV | Apprentissage automatique, IA et développement informatique   | <a href="mailto:andon.tchechmedjiev@mines-ales.fr">andon.tchechmedjiev@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 16 |
| Michel VASQUEZ      | Algorithmic, optimisation, problem solving, combinatorial optimisation  | <a href="mailto:michel.vasquez@mines-ales.fr">michel.vasquez@mines-ales.fr</a><br>04 34 24 62 86           |

## Approbation

Ce guide pédagogique entré en vigueur à compter du 7 janvier 2019 a été mis à jour en novembre 2020.  
Il est porté à la connaissance des élèves par une publication sur le site Web de l'école.

| Rédaction   | Vérification  | Validation   |
|---|---|--|
| L'enseignant responsable du module :<br><br>Stefan JANAQI | Le responsable d'UE / de département :<br><br>Sylvie RANWEZ | Le directeur de l'école,<br>Pour le directeur et par délégation,<br>Le directeur de la DFA / de la DE :<br><br>Michel FERLUT |