

**Demande de renouvellement
du GDR 3002 Recherche Opérationnelle
Projet 2021–2026**

Table des matières

Introduction	5
1 Vue d'ensemble du projet et des actions prévues	6
Vue d'ensemble du projet et des actions prévues	6
1.1 Mission du GDR	6
1.2 Périmètre scientifique et structuration en axes	6
1.3 Cartographie des unités CNRS participant au GDR	8
1.4 Lettres de soutien d'industriels	9
1.5 Gouvernance	10
1.5.1 Comité Direction	10
1.5.2 Animation des axes thématiques	10
1.5.3 Conseil scientifique	10
1.5.4 Assemblée générale	11
1.5.5 Durée des mandats	11
1.6 Les actions du GDR	11
1.6.1 Actions en direction des jeunes chercheurs	11
1.6.2 Actions en direction des industriels	12
1.6.3 Actions en direction de l'étranger	13
1.6.4 Actions Ethique	13
1.6.5 Site web, liste de diffusion, forum et science ouverte	14
2 Détails des axes thématique et des actions transverses	15
Détails des axes thématique et des actions transverses	15
2.1 OM : Optimisation Mathématique	15
2.1.1 OCPÉ Optimisation Combinatoire et Programmation Linéaire en nombres Entiers	15
2.1.2 PMNL Programmation Mathématique Non-Linéaire	18
2.1.3 Interactions entre les thèmes au sein de l'axe	20
2.1.4 Interactions avec d'autres axes fondamentaux	21
2.1.5 Interactions avec les actions transverses et les applications industrielles	21

2.1.6	Interactions avec les autres GDR	22
2.1.7	Équipes impliquées dans les unités CNRS	22
2.1.8	Exemple d'actions envisagées au sein de l'axe	22
2.2	DMEI : Décision, Modélisation, Evaluation, Incertitude	23
2.2.1	Modélisation et élicitation de préférences, apprentissage de modèles décisionnels	23
2.2.2	Aide multicritère à la décision et optimisation multiobjectif	24
2.2.3	Choix social computationnel	24
2.2.4	Théorie des jeux algorithmique	25
2.2.5	Contrôle et Optimisation Stochastique, décision dans l'incertain	25
2.2.6	Interactions entre les thèmes au sein de l'axe	27
2.2.7	Interactions avec d'autres axes fondamentaux	27
2.2.8	Interactions entre les axes opérationnels et les applications industrielles	28
2.2.9	Interactions avec les autres GDR	28
2.2.10	Equipes impliquées dans les unités CNRS	28
2.3	MH2PPC : Méthodes Hybrides, MétaHeuristiques et Programmation Par Contraintes	29
2.3.1	Recherche locale et métaheuristiques	29
2.3.2	Programmation par Contraintes pour l'Optimisation Mixte	30
2.3.3	Approches hybrides : interactions au sein de l'axe et avec les autres axes fondamentaux	30
2.3.4	Interactions avec les autres GDR	31
2.3.5	Interactions avec les axes applicatifs et le milieu industriel	31
2.3.6	Équipes impliquées dans les unités CNRS	31
2.4	CAGDO : Complexité, approximation et graphes pour la décision et l'optimisation	31
2.4.1	Résolution exacte, algorithmes exponentiels et complexité paramétrée	32
2.4.2	Approximation polynomiale, modérément exponentielle et paramétrée	33
2.4.3	Approximation des problèmes d'optimisation et de décision dynamiques et/ou incertains	33
2.4.4	Propriétés structurelles des graphes pour l'optimisation et la décision	33
2.4.5	Interactions entre les thèmes au sein de l'axe	34
2.4.6	Interactions avec d'autres axes fondamentaux	34
2.4.7	Interactions entre les axes opérationnels et les applications industrielles	34
2.4.8	Interactions avec les autres GDR	34
2.4.9	Equipes impliquées dans les unités CNRS	35
2.5	REST : Réseaux, Energie, Services, Transports	35
2.5.1	Conception de réseaux	35
2.5.2	Routage, acheminement et tournées	36
2.5.3	Réseaux énergétiques	37
2.5.4	Réseaux de Services	37

2.5.5	Interactions au sein de l'axe	37
2.5.6	Interactions avec d'autres axes	38
2.5.7	Interactions avec d'autres GDR	38
2.5.8	Equipes impliquées dans les unités CNRS	38
2.6	OPA : Ordonnancement, Planification et Applications	38
2.6.1	Ordonnancement et Industrie 4.0	39
2.6.2	Planification/lot sizing	40
2.6.3	Ordonnancement, placement, allocation de ressources pour la conception de systèmes intégrés	40
2.6.4	Ordonnancement et planification pour les grands systèmes distribués	40
2.6.5	Programmation linéaire, programmation par contraintes et SAT : vers des algorithmes hybrides d'ordonnancement	41
2.6.6	Interactions avec les autres axes et les actions transverses	41
2.6.7	Interactions avec les autres GDR, l'industrie et les collectivités territoriales	42
2.6.8	Equipes participant à l'axe dans les unités CNRS	42
2.7	VSAT Veille Scientifique et Actions Transverses	43
2.7.1	Données, Apprentissage Automatique et Optimisation	43
2.7.2	DOR : Décision et Optimisation Robuste	47
2.7.3	RO, développement durable et sobriété numérique	49

Introduction

Ce document présente le projet de renouvellement du GDR RO pour 2021-2026, en complément du bilan du GDR RO pour la période 2015-2019 fourni dans un document séparé. Ce projet est soutenu par 38 unités CNRS regroupant 73 équipes concernées par la RO. Nous avons également fourni quelques lettres de soutiens d'industriels représentatifs des grands groupes ou PME acteurs de la RO en France.

Nous présentons dans un premier chapitre une vue d'ensemble du projet et des actions prévues, avec un rappel de la mission du GDR, le périmètre scientifique avec une nouvelle structuration en axes et en actions transverses, le mode de pilotage et de gouvernance proposés, et les différentes actions prévues en direction des jeunes chercheurs, des industriels, de l'étranger, de la science ouverte et de l'éthique.

Dans le deuxième chapitre, nous détaillons les axes thématiques et les actions transverses en présentant également leurs équipes d'animations.

Chapitre 1

Vue d'ensemble du projet et des actions prévues

1.1 Mission du GDR

Conformément à la politique annoncée de l'Institut, le projet du GDR RO a été conçu de manière à assurer les trois missions suivantes :

1. assurer l'animation de la communauté scientifique française en Recherche Opérationnelle (RO) et en Aide à la Décision (AD), avec des journées industrielles thématiques, les journées recherche et tutoriels du GDR RO (au sein de la conférence ROADEF), les écoles doctorales annuelles du GDR RO et l'aide à la mobilité des jeunes chercheurs. D'autre part, au sein des axes et des groupes de travail sur des sujets spécifiques, de nombreuses journées de séminaire et de travail sont organisées ainsi que des écoles doctorales spécialisées.
2. structurer les activités de recherche en RO et AD des unités du CNRS : les laboratoires participant au GDR sont répertoriés et, notamment grâce à l'appartenance aux axes et aux groupes de travail, les thématiques et les points forts de chaque unité au sein de la RO sont identifiés et coordonnés.
3. assurer une veille scientifique en RO et AD en identifiant les nouvelles voies de recherche en relation avec les disciplines et GDR connexes (Intelligence Artificielle - Modélisation, Analyse et Conduite des Systèmes Dynamiques - Mathématiques de l'Optimisation et Applications - Informatique Mathématique).

La nouvelle structuration proposée vise à faciliter la réalisation de ces trois missions.

1.2 Périmètre scientifique et structuration en axes

Dans la période précédente, le GDR était structuré en 3 pôles complémentaires, dont deux à caractère fondamental en distinguant pour le pôle 1 les thématiques fortement liées à l'optimisation et pour le pôle 2 les thématiques plus liées à l'analyse et à la modélisation de la décision et un à caractère opérationnel, le pôle 3, comprenant des groupes de travail regroupant les grandes classes de problèmes industriels ou sociétaux traités par la RO. Cette décomposition a eu le mérite d'être une première structuration des thématiques de la RO mais la multiplicité des groupes de travail au sein des pôles 1 et 2 rendaient la

gouvernance et la coordination au sein de ces pôles assez délicate. D'un autre côté, l'institut a annoncé assez clairement sa volonté que les GDR deviennent aussi des outils de veille scientifique et soient à même de répondre rapidement à des demandes ponctuelles d'éclairage sur des points particuliers. Il est donc pertinent d'adopter une nouvelle structuration afin de permettre plus de réactivité. Le périmètre scientifique du GDR RO sera ainsi défini par 7 axes thématiques aux contours plus restreints et focalisés que ceux des pôles. L'allocation du budget sera ainsi transférée des groupes de travail aux axes afin de favoriser la coordination des actions au sein d'un même axe. Dès leur création en janvier 2021, les axes travailleront à leur structuration interne en proposant, s'ils l'estiment nécessaire, la création de groupes de travaux limités dans le temps (2 ans) et sur des sujets ciblés.

La nouvelle structuration de la Recherche Opérationnelle au sein du GDR vise d'une part à respecter la nomenclature internationale et d'autre part à refléter les forces des laboratoires CNRS. Nous listons ci-après les 7 axes thématiques et synthétisons leurs périmètres. Le dernier axe comprendra à sa création trois actions transverses, également résumées :

- **OM Optimisation Mathématique** : Cet axe regroupe les recherches fondamentales en optimisation combinatoire (approches polyédrales, algorithmes de coupes) et en programmation mathématique : programmation linéaire et non linéaire en nombres entiers, décompositions, approches lagrangiennes.
- **DMEI Décision : Modélisation, Évaluation, Incertitude** : Cet axe concerne les aspects fondamentaux de modélisation, évaluation et prévision pour les systèmes décisionnels complexes : optimisation/décision multi-critères, modélisation et élicitation des préférences, modèles stochastiques, théorie algorithmique de la décision et des jeux. Cet axe pourra partager un groupe de travail sur la théorie des jeux algorithmiques avec le GDR IA.
- **MH2PPC Méthodes Hybrides, MetaHeuristiques, Programmation Par Contraintes** : Cet axe regroupe les méthodes génériques, les approches déclaratives et hybrides particulièrement efficace pour traiter des problèmes d'optimisation combinatoire ou mixtes de grande taille et/ou possédant une grande hétérogénéité dans les variables et les contraintes. Les approches de recherche locale et les métaheuristiques entrent dans cette catégorie ainsi que les approches de programmation par contraintes, celles inspirées des solveurs SAT avec un objectif d'intégration au sein de méthodes hybrides pour l'optimisation combinatoire et mixte.
- **CAGDO Complexité, Approximation, Graphes pour la Décision et l'Optimisation** : Cet axe concerne l'étude d'algorithmes d'approximation avec garantie de performances, de complexité paramétrée, d'algorithmique on-line, l'interface entre l'optimisation et la théorie des graphes. Cet axe pourra dans ce dernier domaine partager un groupe de travail avec le GDR IM.
- **REST Réseaux, Énergie, Services Transports** : Cet axe concerne l'étude des problèmes d'optimisation propres aux réseaux, au transport et au secteur de l'énergie : des problèmes de multi-flots, de routage, de localisation, de conception de réseaux, de tournées de véhicules, prévision et gestion de l'énergie. Il inclut aussi les problématiques d'optimisation de la logistique pour les services, notamment en santé.
- **OPA Ordonnancement, Planification et Applications** : Cet axe concerne l'étude des problèmes d'ordonnancement de tâches sous contraintes de ressource et de planification de la production, de lot sizing : étude de la complexité des problèmes ouverts, proposition d'algorithmes dédiés. Des applications industrielles à la production, aux services, aux

grands systèmes distribués et à la conception de systèmes intégrés sont considérées. Cet axe pourra partager un groupe de travail sur l'ordonnancement et la planification de la production avec le GDR MACS.

- **VSAT Veille scientifique et Actions Transverses** : Cet axe a vocation d'alimenter la veille scientifique en regroupant de manière évolutive l'étude de problèmes émergents tant sur le plan fondamental et méthodologique que sur le plan applicatif. Trois actions transverses sont d'ores et déjà identifiées :
 - **DAAO Données, Apprentissage Automatique et Optimisation** : Dans la plupart des 6 axes, des interactions entre les méthodes de décision et d'optimisation proposées avec l'apprentissage automatique sont souhaitables. Que ce soit pour intégrer des techniques d'apprentissage automatique aux algorithmes de décision et d'optimisation pour améliorer leur performance ou bien pour formuler un problème d'apprentissage comme un problème d'optimisation et d'améliorer ainsi sa résolution.
 - **DOR Décision et Optimisation Robuste** : La robustesse des décisions prescrites par les approches proposées dans le GDR RO est constamment questionnée dans toute les applications. Cette action transverse aura pour but de faire interagir les 6 axes sur le thème de la robustesse avec notamment la proposition de méthodes d'optimisation combinatoire et de programmation mathématique pour la résolution de grands problèmes d'optimisation robuste ou stochastique, l'étude des problèmes de complexité soulevés par l'intégration des incertitudes, la robustesse de décisions collaboratives, les approches robustes en ordonnancement, réseaux, transport et services.
 - **RODSN Recherche Opérationnelle Développement Durable et Sobriété Numérique** : La recherche opérationnelle est à même de fournir des outils pour répondre aux enjeux de développement durable. Il s'agira d'une part de proposer des méthodes de gestion économes de l'énergie dans les systèmes de production, de services et de transport de logistique inverse ; et d'autre part de participer à la sobriété numérique des algorithmes de calcul et du hardware en travaillant sur l'allocation de ressource et d'ordonnancement dans les centres de données ou les grands systèmes distribués, de conception de systèmes intégrés peu consommateurs d'énergie.

1.3 Cartographie des unités CNRS participant au GDR

38 unités CNRS ont signé le soutien au projet de renouvellement du GDR RO. La table suivante présente les équipes de ces unités et les axes concernés.

	Nom	id CNRS	Equipes	OM	DMEI	MH2PPC	CAGDO	REST	OPA
1	CES	UMR 8174	IC		✓				
2	CRAN	UMR 7039	ISET			✓		✓	✓
3	CRIL	UMR 8188	AIC	✓		✓			
4	CRISTAL	UMR 9189	BONUS, INOCS, ORKAD, OSL	✓	✓	✓		✓	✓
5	DI ENS	UMR 8548	DYOGENE, SIERRA, TALGO	✓	✓		✓		
6	FEMTO-ST	UMR 6174	DEODIS, OMNI, PHM		✓	✓		✓	✓
7	G-SCOP	UMR 5272	OC, ROSP, GCSP	✓	✓	✓	✓	✓	✓
8	GREYC	UMR 6072	CODAG			✓			
9	HEUDIASYC	UMR 7253	SCOP	✓				✓	✓
10	I3S	UMR 7271	COMRED, MDSC, SIS			✓	✓	✓	
11	IMB	UMR 5251	OPTIMA	✓				✓	✓
12	IMS	UMR 5218	PSP			✓		✓	✓
13	IRIF	UMR 8243	TAG				✓		
14	IRISA	UMR 6074	DIONYSOS		✓			✓	
15	IRIT	UMR 5505	ADRIA, APO, REVA, RMESS		✓	✓		✓	
16	LAAS	UPR 8001	MAC, ROC, SARA	✓	✓	✓	✓	✓	✓
17	LAB-STICC	UMR 6285	DECIDE			✓		✓	✓
18	LABRI	UMR 5800	CA				✓		
19	LAMIH	UMR 8201	OM	✓		✓	✓	✓	
20	LAMSADE	UMR 7243	AD, OCA, SD	✓	✓		✓	✓	✓
21	LIFAT/ROOT	ERL 7002	ROOT	✓	✓	✓		✓	✓
22	LIG	UMR 5217	DATAMOVE, POLARIS		✓				✓
23	LIGM	UMR 8049	A3SI				✓		✓
24	LIMOS	UMR 6158	MAAD, ODPS	✓	✓	✓	✓	✓	✓
25	LIP	UMR 5668	MC2, ROMA	✓			✓		✓
26	LIP6	UMR 7606	ALSOC, DECISION, RO	✓	✓		✓	✓	✓
27	LIPN	UMR 7030	AOC	✓			✓	✓	
28	LIRIS	UMR 5205	GOAL, M2DISCO	✓	✓		✓		
29	LIRMM	UMR 5506	ALGCO, COCONUT, MAORE	✓		✓	✓	✓	✓
30	LIS	UMR 7020	ACRO, COALA, MOPS			✓	✓		✓
31	LIX	UMR 7161	AICo, DaSciM	✓		✓	✓		✓
32	LJK	UMR 5224	DAO	✓	✓				
33	LMNO	UMR 6139	MA	✓					
34	LORIA	UMR 7503	COAST, OPTIMIST, SIMBIOT	✓				✓	✓
35	LRI	UMR 8623	A&O, GALAC, ROCS	✓	✓		✓	✓	
36	LS2N	UMR 6004	OGRE, PSI, SLP, TASC	✓	✓	✓		✓	✓
37	TIMA	UMR 5159	CDSI						✓
38	XLIM	UMR 7252	MOD	✓					

1.4 Lettres de soutien d'industriels

Le bilan du GDR RO 2015-2019 comporte une cartographie des industriels de la RO en France et son projet comprend une série d'actions à destination des industriels (voir Section 1.6.2). Nous joignons au dossiers quelques lettres d'industriels :

- Renault, Domaine Expertise Stratégique Intelligence Artificielle
- SNCF, groupe Modélisation et Optimisation de la Décision
- Schneider Electric, Domaine « Intelligence Artificielle, Optimisation, Fiabilité et Analytics »
- TOTAL, R&D
- EDF, R& D
- ORANGE
- Artelys, Editeur de Logiciel d'optimisation
- LocalSolver, Editeur de logiciels d'optimisation

— FICO, Editeur de Logiciel d'optimisation

1.5 Gouvernance

1.5.1 Comité Direction

La direction du GDR comprend un directeur et deux directeurs adjoints ;

- Directeur : Christian Artigues, DR2 CNRS, LAAS (UPR 8001)
- Directeur adjoint : Pierre Fouilhoux, MCF Sorbonne Université, LIP6 (UMR 7606)
- Directeur adjoint : Nadia Brauner, PR, Université Grenoble Alpes, (UMR 5272)

Par ailleurs le comité de direction comprend :

- Un responsable jeunes chercheurs et doctorants : Ayse Nur Arslan (IRMAR, UMR 6625)
- Un chargé de mission éthique : Alexis Tsoukias (LAMSADE, UMR 7243)
- deux responsable des relations industrielles : Aziz Moukrim (HEUDIASYC, UMR 7253), Claude Le Pape (Schneider Electric)
- un responsable des relations internationales : Frédéric Semet (CRISTAL, UMR 9189)
- un responsable de chaque axe. Pour des raisons d'efficacité, tout membre de l'équipe d'animation de l'axe pourra représenter l'axe au comité de direction.

Le comité de direction se réunira au moins 3 fois par an et traitera les affaires courantes du GDR : attribution du budget aux axes et aux actions (organisation des Ecoles thématiques, Journées Industrielles, Aides à la mobilité...).

1.5.2 Animation des axes thématiques

Pour chaque axe, une équipe d'animation de 4 à 6 chercheurs, très majoritairement dans les unités CNRS, gèrera les actions menées par l'axe : organisation d'événement, réponses à des questions ponctuelles de l'institut en relation avec un problème scientifique ou sociétal, création de groupes de travail. Le détail des équipes proposées pour l'animation est décrit dans le chapitre 2.

1.5.3 Conseil scientifique

Le conseil scientifique est composé du comité de direction et de tous les responsables des axes scientifiques du GDR :

Nabil Absi (LIMOS, UMR 6158), Claudia d'Ambrosio (LIX, UMR 7020), Mourad Baiou (LIMOS, UMR 6158), Evripidis Bampis (LIP6, UMR 7606), Cédric Bentz (CEDRIC), Sonia Cafieri (ENAC), Jean-Charles Billaut (LIFAT/Tours, ERL 7002), François Clautiaux (IMB, UMR 5251), Laurent Deroussi (LIMOS, UMR 6139), Bruno Escoffier (LIP6, UMR 7606), Dominique Feillet (LIMOS, UMR 6158), Jean-Philippe Gayon (LIMOS, UMR 6158), Céline Gicquel (LRI, UMR 8623), Emmanuel Hyon (LIP6, UMR 7606), Laetitia Jourdan (CRISTAL, UMR 9189), Safia Kedad-Sidhoum (CEDRIC), Yannick Kergosien (LIFAT/ROOT, ERL 7002), Amélie Lambert (CEDRIC), Arnaud Liefoghe (CRISTAL, UMR 9189), Pierre Lopez (LAAS, UPR 8001), Ivana Lujbic (LAMSADE, UMR 7243), A. Ridha Mahjoub (LAMSADE, UMR 7243), Arnaud Malapert (I3S, UMR 7271), Jérôme Malick (LJK, UMR 5254), Frédéric Messine (LAPLACE, UMR 5213), Stefano Moretti (LAMSADE, UMR 7243), Valia Mitsou (IRIF,

UMR 8243), Alix Munier (LIP6, UMR 7606), Margaux Nattaf (G-SCOP, UMR 5272), Sandra Ulrich Ngueveu (LAAS, UPR 8001), Jean-Marc Nicod (FEMTO-ST, UMR 6174), Alantha Newman (G-SCOP, UMR 6072), Axel Parmentier (CERMICS), Patrice Perny (LIP6, UMR 7606), Nancy Perrot (ORANGE), Michael Poss (LIRMM, UMR 5506), Frédéric Roupin (LIPN, UMR 7030), Gilles Trombettoni (LIRMM, UMR 5506), Denis Trystram (LIG, UMR 5217), Sonia Vanier (SAMM).

D'autres chercheurs ou industriels pourront être conviés à participer au conseil scientifique s'il s'avère qu'une thématique émergente n'est pas couverte par l'équipe actuelle. Il se réunira 1 à 2 fois par an pour décider des orientations stratégiques, notamment sur l'évolution du périmètre des axes, la pertinence de la création de groupes de travail, les orientations thématiques pour les écoles et les journées industrielles.

1.5.4 Assemblée générale

L'assemblée générale du GDR RO aura lieu une fois par an lors de la journée du GDR RO. Elle consiste en la présentation du bilan et du projet de l'année avec des votes indicatifs sur certaines décisions stratégiques.

1.5.5 Durée des mandats

Les postes du comité de directions sont valables pendant la durée du mandat du GDR (2021-2026). Les postes de responsables d'axes sont valables 2 ans, renouvelables une seule fois, afin de permettre un partage des responsabilités d'animation au sein de la communauté et favoriser la prise de responsabilité et la visibilité des jeunes chercheurs.

1.6 Les actions du GDR

1.6.1 Actions en direction des jeunes chercheurs

Responsable

Ayse Nur Arlsan (IRMAR UMR 6625)

Ecoles thématiques

Le GDR organisera chaque année une Ecole thématique autour des thèmes d'un axe ou bien d'une action transverse. L'École thématique annuelle GDR RO est à distinguer des éventuelles Écoles thématiques qui seront organisées par les axes ou leurs groupes de travail. Elles devront également répondre à une charte : avoir des frais d'inscription réduits, proposer des cours fondamentaux de base dans la discipline afin de permettre aux jeunes chercheurs et notamment aux doctorants en première année de thèse d'acquérir les éléments fondamentaux de leur discipline mais également proposer des travaux pratiques ou des tutoriels qui s'avèrent indispensables selon la discipline.

Aides à la mobilité

Le GDR effectuera en chaque début d'année un appel pour aider à la mobilité des doctorants. Nous conserverons le principe d'une aide entre 500 et 700€ par doctorant, ce qui peut leur donner le coup de pouce nécessaire à l'obtention d'autres financements. Nous privilégierons les mobilités correspondant à l'établissement de nouvelles collaborations entre les deux laboratoires. Les mobilités vers l'étranger sont également privilégiées mais les interactions au sein de deux laboratoires du GDR pourront également être financées.

1.6.2 Actions en direction des industriels

Responsable

Aziz Moukrim (HEUDIASYC, UMR 7253), Claude Le Pape (Schneider Electric)

Le club des industriels du GDR RO

La Recherche opérationnelle entretient des relations étroites avec l'industrie depuis de nombreuses années :

- de par la présence de départements de recherche opérationnelle au sein des grands groupes français (EDF, SNCF, Air France...) qui non seulement appliquent les approches de RO à leurs domaines d'activité mais également contribuent à la recherche proprement dites et sont à l'origine de certaines avancées fondamentales
- de par la présence de la RO au sein de plusieurs PME : soit pour l'utilisation, parfois très avancée, des techniques de RO pour une application particulière, soit pour des activités d'expertise/consultance en RO.

Une liste des entreprises de la RO en France est ainsi donnée dans le bilan. Les échanges entre les industriels se font à travers la participation voire l'animation des groupes de travail, la participation aux journées industrielles et aux retours d'expériences industrielles détaillées ci-dessous. On peut également consulter les lettres de soutien d'industriels, jointes en annexe du dossier. Pour matérialiser ces relations privilégiées entre cette discipline scientifique et le milieu industriel, nous organiserons en partenariat avec la ROADEF via les adhésions partenaires à l'association une adhésion à un "club des industriels du GDR RO".

Les journées industrielles

Les journées industrielles sont l'occasion d'organiser des interventions d'industriels autour d'une thématique focalisée avec des échanges entre industriels et académiques et des contacts fructueux. Nous souhaitons maintenir ces journées dans le projet, au rythme d'au moins une par an. Nous nous appuyons sur les axes, les actions transverses et le club des industriels pour faire émerger la thématiques de la prochaine journée.

Les retours d'expérience industrielle

Une nouveauté de 2020 au sein de la journée du GDR RO a consisté en l'organisation de sessions de présentation de retours d'expériences industrielles. A la différence des journées qui sont focalisées sur l'application d'approches de RO à des problématiques industrielles ou sociétales ciblées, les retours d'expérience consistent à présenter plutôt l'expérience RO au sein d'une entreprise : comment l'introduction de la RO a transformé l'entreprise, comment une jeune entreprise innovante de consultance en RO a vu le jour, etc.

1.6.3 Actions en direction de l'étranger

Responsable

Frédéric Semet (CRISTAL, UMR 9189)

La structure plus dynamique des groupes de travail autorise la création de groupes autour du montage de projets nationaux et internationaux. Un exemple typique de réussite dans le mandat précédent est la participation au programme RISE Geosafe avec l'Australie, sur la lutte contre les feux de forêts, monté au départ par le GDR RO. Mentionnons également les aides à la mobilité comme un vecteur de support à de nouvelles collaborations avec l'étranger. Par ailleurs, l'ouverture à l'international est totalement nécessaire à l'action de veille scientifique. Il s'agira ainsi d'inciter les axes à l'invitation de quelques chercheurs étrangers renommés dans un thème émergent lors de l'organisation de journées ou d'écoles, à l'image de l'école 2020 du GDR RO cofinancée par le GDR IA et l'ACP (International Association for Constraint Programming) qui comprend 4 interventions de chercheurs étrangers sur l'association de l'optimisation combinatoire, des contraintes et de l'apprentissage automatique.

1.6.4 Actions Ethique

Responsable

Nadia Brauner (Directrice adjointe) et Alexis Tsoukias (LAMSADE, UMR 7243)

Nous souhaitons ajouter explicitement une dimension éthique au GDR RO. Cette dimension nous semble doublement primordiale pour la RO. D'abord il y a des questionnements fondamentaux liés à la recherche en général, comme par exemple l'ouverture des publications scientifiques et la place des femmes.

Il y a aussi des questionnements propres à la RO. D'une part sur la façon dont sont menées les recherches dont une grande partie est basée sur des expérimentations numériques, à partir de jeux de données parfois générés aléatoirement. Ceci pose des questions de pertinence sur certaines conclusions expérimentales et pourrait ainsi donner lieu à des guides de bonnes pratiques par exemple. D'autre part, c'est la nature même de la RO en tant que science de l'aide à la décision qui doit l'amener à se questionner sur comment proposer aux décideurs une sorte d'évaluation de la dimension éthique de leur décision face aux préconisations des modèles et algorithmes qu'on leur propose. C'est également bien sûr en lien avec les questions d'éthique liées à l'IA.

1.6.5 Site web, liste de diffusion, forum et science ouverte

Responsable

Pierre Fouilhoux (Directeur adjoint)

Le site web du GDR (<http://gdrro.lip6.fr>) sera maintenu et mis à jour, notamment avec la cartographie des unités CNRS participant au GDR ainsi que d'autres unités et industriels avec qui le GDR entretient des relations proches (notamment les industriels adhérent au club).

Le GDR RO va proposer en outre à la communauté française un forum de discussion scientifique. L'objectif de ce forum sera double. En interne et destinés aux animateurs et aux participants des actions du GDR RO : il permettra de mener ou de poursuivre des débats sur les orientations scientifiques et les actions du GDR. En externe et ouvert à tous : il permettra à ceux qui le souhaitent de débattre collectivement de points scientifiques sur différents sujets. Ce forum se subdivisera selon les axes du GDR RO de manière à ce que les animateurs puissent animer (et modérer) les différents sujets mis en ligne. Il est à noter que le GDR RO gère une liste de diffusion de plus de 2000 participants, principalement sur l'animation scientifique (diffusion de conférences, écoles doctorales, postes...) qui sera évidemment maintenue.

Un sujet particulier sera lancé sur le forum : la promotion de la Science Ouverte, en accord avec la feuille de route publiée par le CNRS en novembre 2019. Le GDR soutiendra en particulier des initiatives telles que le récent Open Journal in Mathematical Optimization (<https://ojmo.centre-mersenne.org>) en open access sans frais pour les auteurs et le site WEB s'efforcera de donner des liens vers des données de RO pour favoriser l'accès aux données selon le principe FAIR (Faciles à trouver, Accessibles, Interopérables et Réutilisables) et, ce en accord avec l'Action autour de la dimension éthique de la RO.

Chapitre 2

Détails des axes thématique et des actions transverses

2.1 OM : Optimisation Mathématique

Cet axe regroupe l'ensemble des concepts et des techniques de programmation mathématique, dans un horizon de recherche allant de l'étude structurelle à la résolution de problèmes d'optimisation combinatoire et non-linéaire. Si l'objectif principal de cet axe est la résolution exacte d'instances de ces problèmes, ces techniques sont également adaptées à la production d'encadrement min-max et ainsi à la production de solutions approchées. L'utilisation importante des solveurs de programmes mathématiques dans l'industrie a été rendue possible ces dernières années par d'importantes améliorations de performance (dimensions des instances résolues et rapidité), mais aussi de l'ouverture à d'autres cadres d'utilisation (par exemple les objectifs non-linéaires) : ces progrès importants sont dûs à plusieurs apports théoriques et pratiques issus de la communauté des chercheurs académiques et industriels : par exemple l'intégration et l'implémentation efficace d'inégalités valides, apport d'approximations et encadrements polyédraux, contournement des symétries dans l'exploration... Cet axe, de par la largeur de son spectre est découpé en deux sous axes avec deux équipes d'animation distinctes l'une représentant la communauté de l'optimisation combinatoire et de la programmation linéaire en nombres entiers, l'autre représentant la communauté de la programmation non-linéaire/mixte.

2.1.1 OCPE Optimisation Combinatoire et Programmation Linéaire en nombres Entiers

Equipe d'animation

Mourad Baiou (LIMOS, UMR 6158), François Clautiaux (IMB, UMR 5251), Ivana Lujbic (LAMSADE, UMR 7243), A. Ridha Mahjoub (LAMSADE, UMR 7243)

Approches polyédrales

Les approches polyédrale se sont avérées puissantes pour analyser et résoudre à l'optimum des problèmes d'optimisation combinatoire difficiles. Elles consistent à ramener la résolution d'un problème combinatoire à la résolution d'un programme linéaire et ce en caractérisant (complètement ou partiellement) l'enveloppe convexe de ses solutions par un système d'inégalités linéaires. Les cas où cette enveloppe est connue correspondent à la caractérisation du polyèdres par un programme linéaire : ces cas sont alors de complexité polynomiale. Ainsi, une telle étude peut également répondre à des questions de complexité. Dans le cas de problèmes NP-difficiles, une étude partielle de l'enveloppe propose une étude structurelle du problème et mène à la conception d'algorithmes de coupes.

L'étude de polyèdres issus de problèmes de recherche opérationnelle permet d'accélérer la résolution de programmes linéaires en nombres entiers : les solveurs commerciaux sont d'ailleurs régulièrement renforcés par de nouvelles inégalités provenant des travaux universitaires. Plus récemment, les approches polyédrales dédiées aux méthodes de décomposition permettent de renforcer les méthodes de génération de colonnes par l'étude des polyèdre associés aux problèmes maîtres. Aussi, l'étude des polyèdres associés à des problèmes de Théorie des jeux algorithmiques (jeux à deux joueurs à somme nulle et jeux coopératifs) permet de déduire efficacement leurs cœurs ou leurs nucleolus.

Polyèdres combinatoires et relations Min-Max

L'étude des formulations linéaire associées à des problèmes combinatoires permet une étude des propriétés structurelles de ces problèmes : on parle alors de polyèdres combinatoires. C'est particulièrement le cas dans les problèmes issus de la théorie des graphes (coupe maximale, coloration, stable...).

Dans les cas polynomiaux de ces problèmes, des caractérisations complètes des polyèdres associés peuvent être obtenues. Des propriétés fondamentales de ces formulations ont été étudiées ces dernières années comme la nature TDI (totale duale intégrale) de systèmes primal-duals, les techniques de décomposition/composition de polyèdres ou encore l'obtention de formulations étendues par la prise en compte de variables supplémentaires.

Dans les cas non-polynomiaux, les approches primal-duals mènent à des relations Min-Max d'encadrement des solutions. De telles relations permettent entre autres d'obtenir des solutions approchées à garantie théorique en temps polynomial. Cette approche par la programmation linéaire a permis d'établir de nouveaux résultats d'approximation pour des problèmes comme les chemins hamiltoniens où l'algorithmique classique s'avérait moins performante.

Algorithmes de coupes

Une étude polyédrale dédiée à un problème met en relief des inégalités valides pouvant renforcer une formulation par un programme linéaire en nombres entiers. Le principe algorithmique permettant la manipulation de ces inégalités est appelé Algorithme de coupes ou encore techniques de Branch&Cut. Cette technique a été utilisée avec succès dans de nombreux contextes de problèmes classiques ou industriels : voyageurs de commerce, conception de réseaux, localisation... Elles sont souvent développées en industrie afin de répondre à des problématiques à enjeux cruciaux où la recherche d'une solution optimale est souhaitable car elle correspond à une installation pérenne d'un réseau : réseaux filaires, de transports...

D'autre part, la prise en compte de classes d'inégalités génériques dans les solveurs a été la source des progrès importants réalisés ces dernières années : cela a permis à des suites logicielles commerciales ou académiques de résoudre des programmes linéaires en nombres entiers de dimensions croissantes. Un enjeu majeur pour les solveurs est de permettre un passage à l'échelle en remplaçant le certificat d'optimalité par un encadrement donnant une garantie expérimentale à la qualité de la solution : les pistes de recherche sont la génération automatique de solutions réalisables pour des instances de grandes dimensions, ainsi que la production rapide de bornes.

Reformulation et Décomposition de formulations

Pour résoudre des problèmes difficiles et à composants hétérogènes, il est souvent souhaitable de les formuler par des programmes possédant un nombre exponentiel de variables ou d'inégalités : de telles formulations pouvant posséder des valeurs de relaxation plus intéressantes. Plusieurs techniques algorithmiques permettent de résoudre ces formulations : les algorithmes de coupes cités ci-dessus, le principe de génération de colonnes ou les approches Lagrangiennes. En couplant ces techniques avec un schéma de branchement, on parle des algorithmes souvent notés Branch&X (Branch&Cut, Branch&Price...). Ces formulations sont obtenues par des techniques de décomposition comme celles de Benders et de Dantzig-Wolfe. Il est à noter que ces techniques de décomposition sont très utilisées en industrie : problème de planification d'énergie (UCP), problème de conception de tournées de livraison, plan de transports urbains...

Plusieurs approches ont été menées ces dernières années : l'automatisation des techniques de décomposition de Dantzig-Wolfe dans un solveur académique, le renforcement des problèmes maîtres des décomposition par l'ajout d'inégalités (Branch&Cut&Price)... Une autre approche est d'utiliser ces techniques pour produire rapidement des solutions heuristiques en même temps qu'un encadrement de leur qualité.

Une bonne part des avancées sur les méthodes de robustesse ont été obtenues par des études fines des formulations dites à plusieurs niveaux (max-min-max) où des techniques de reformulation sont nécessaires.

Algorithmes de branchement et Programmation Dynamique

Toutes les techniques précédentes reposent sur le principe de branchement dans l'espace relaxé des solutions. Plusieurs études ont été menées ces dernières années pour accélérer le branchement par des stratégies efficaces. L'utilisation de la parallélisation a permis de lancer plusieurs arbres de branchements simultanés afin de déterminer celui qui sera développé par la suite. L'étude des exécutions par des techniques d'apprentissage permet également d'apprendre à mieux partitionner l'espace des solutions pour le branchement (ou la décomposition).

Un autre cadre de recherche autant en programmation linéaire que non-linéaire est l'étude des techniques algorithmiques permettant de ne pas énumérer les solutions par trop symétriques. Différents concepts ont été mis en place : ils sont soit basés sur des algorithmes, soit sur des ajouts d'inégalités. Ces études ont été décisives pour le développement des solveurs non-linéaires.

Il est possible d'éviter l'énumération dans des combinatoires où des propriétés récursives peuvent être établies. Les algorithmes de programmation dynamique polynomiaux ou exponentiels peuvent alors être

mis en œuvre. Des avancées récentes ont permis d'accélérer ces méthodes par une étude fine de leurs combinatoires.

2.1.2 PMNL Programmation Mathématique Non-Linéaire

Equipe d'animation

Claudia d'Ambrosio (LIX, UMR 7020), Sonia Cafieri (ENAC), Amélie Lambert (CEDRIC), Frédéric Messine (LAPLACE, UMR 5213), Frédéric Roupin (LIPN, UMR 7030) et Gilles Trombettoni (LIRMM, UMR 5506).

La recherche en optimisation non-linéaire s'est d'abord focalisé sur les problèmes continus (où les variables sont réelles). Les méthodes numériques se sont d'abord développés pour trouver des optima locaux. Plus récemment, des méthodes déterministes d'optimisation globale ont été développées. Elles sont principalement basées sur des algorithmes de Branch and Bound.

D'autre part, après de nombreuses années principalement dédiées à la résolution de problèmes d'optimisation linéaire, l'optimisation non-linéaire en variables mixtes entières (MINLP pour Mixed Integer Nonlinear Programming) est maintenant un domaine de recherche très actif. Cette discipline fournit un cadre pour la modélisation et la résolution de nombreux problèmes réels dans des domaines d'application variés comme les télécommunications, l'énergie, la finance, la physique, ou l'ingénierie. Bien que des progrès significatifs aient été réalisés dans les deux dernières décennies, il y a toujours de nombreux verrous théoriques et pratiques provenant des difficultés croissantes des problèmes à résoudre, à la fois en terme de nature intrinsèque du problème, mais aussi du point de vue du passage à l'échelle.

Ainsi, notre axe de recherche porte sur la résolution de problèmes non-linéaires en variables entières, continues et mixtes. Les MINLPs sont de plus en plus étudiés et nous souhaitons les privilégier dans cet axe. Plus formellement, les MINLPs consistent à optimiser une fonction non-linéaire dans une région réalisable décrite par des fonctions non-linéaires et où certaines des variables sont contraintes à prendre des valeurs entières. Ces problèmes combinent deux difficultés : la nature combinatoire de leurs variables entières et la non-convexité de leurs fonctions (objectif et contraintes). Les approches classiques de résolution à l'optimum global traitent les deux difficultés séparément. L'intégrité des variables est gérée par des méthodes classiques de branch-and-bound. Et, pour contourner la non-convexité, le principe est de calculer une relaxation convexe du problème de départ qui fournira une borne (inférieure en cas de minimisation). Cette borne peut être de plusieurs natures : linéaire, quadratique et convexe, semi-définie positive, où issue de la programmation conique par exemple, et est classiquement utilisée dans un algorithme de branch-and-bound dit « spatial ». La différence avec un branch-and-bound classique est que le branchement est effectué sur les variables continues, mais le principe reste le même : partitionner récursivement l'espace de recherche en deux sous-problèmes, où pour chacun une borne convexe est calculée. Des solveurs stables implémentant des branch-and-bound spatiaux basés sur des bornes linéaires sont disponibles, cependant, sans aucune hypothèse sur les fonctions, même pour des instances de petites tailles la résolution à l'optimum global reste encore difficile.

Optimisation polynomiale

Une sous-classe des MINLPs est l'optimisation polynomiale (POP) où les fonctions non-linéaires sont des polynômes. Lorsque le degré polynôme est élevé, la résolution efficace d'instances de cette classe de problèmes est encore un domaine de recherche très actif. Il est possible de spécialiser les branch-and-bounds spatiaux aux POPs. Des approches alternatives qui sont basées sur des hiérarchies de bornes convergeant jusqu'à l'optimum global ont également été proposées. Ces hiérarchies peuvent être basées sur la programmation linéaires, semi-définie positive ou conique.

Un cas particulier de l'optimisation polynomiale est l'optimisation quadratique où les fonctions sont quadratiques (MIQCP). Bien qu'apparaissant plus simple que le cas le plus général des MINLPs, MIQCP est une classe de problème très vaste et encore difficile à résoudre. A elle seule, MIQCP a des applications dans de nombreux domaines : chimie, optimisation combinatoire, unit commitment problem, optimal power flow, ordonnancement avec capacité. De plus, tout problème polynomial peut être réécrit en un problème quadratique, au prix de l'ajout de variables et contraintes, rendant les MIQCPs un des modèles d'optimisation parmi les plus polyvalents. Les programmes linéaires en variables entières ou réelles (MILP) en sont des cas particuliers. Les programmes quadratiques continus en sont d'autres cas particuliers. Si on suppose que les fonctions polynomiales sont convexes et décrivent un ensemble convexe, il existe des solveurs relativement efficaces. Dans le cas où les contraintes sont linéaires et les variables binaires, de nombreuses méthodes ont été proposées et des solveurs efficaces existent. Bien que ces approches prennent en charge les problèmes ayant des variables entières avec des bornes générales, elles ont principalement été appliquées à des problèmes en 0-1. Dans ce cas particulier, les solveurs standards sont typiquement capables de résoudre à l'optimalité des problèmes de quelques centaines de variables, même dans le cas où la fonction objectif est non-convexe. Si les variables entières ont des bornes générales, le problème est plus difficile à résoudre et les solveurs sont pour le moment efficaces que lorsque les fonctions sont convexes. Sans cette dernière propriété, les meilleurs algorithmes sont typiquement capables de résoudre des problèmes de seulement quelques dizaines de variables. Cependant, il n'existe que peu d'algorithmes et aucun solveur stable dédié.

Programmation Semi-Définie et Programmation Conique du Second Ordre

Dans tous ces algorithmes, deux critères majeurs d'efficacité sont la qualité des bornes calculées à chaque nœud du parcours de l'arbre et la vitesse de calcul de la borne puisque cet opération sera répétée un grand nombre de fois. Récemment, deux familles de relaxations ont attirés l'attention de la communauté scientifique qui sont issues de la programmation conique : la programmation semi-définie (SDP) et la programmation conique du second ordre (SOCP). Ces classes de problèmes sont des problèmes convexes qui peuvent se résoudre par des algorithmes de points intérieurs. La programmation SDP est une généralisation de la programmation linéaire (PL) classique dans le sens où tout (PL) peut être réécrit sous la forme d'un problème SDP. Elle consiste en l'optimisation d'une matrice variable à l'intersection du cône des matrices semi-défini positives et d'un hyperplan définissant les contraintes du problème. De plus, les problèmes SOCP peuvent également se réécrire sous la forme d'un problème SDP, ce qui n'est pas vrai réciproquement. Il est maintenant connu que les relaxations SDP et SOCP fournissent le plus souvent des bornes de bien meilleures qualités que les bornes obtenues par PL. Cependant, la résolution de manière efficace (en particulier de la SDP) de problèmes de tailles moyennes reste un verrou

scientifique qui est actuellement un domaine très actif de recherche. En particulier, des solveurs entiers dédiés la résolution de ces classes de problèmes sont en cours d'élaboration dans le monde académique.

Optimal Power Flow et Hydro Unit Commitment

Parmi les applications qui sont à la frontière des mondes industriels et académiques, deux problèmes sont fortement étudiés. Le premier est l'Optimal Power Flow (OPF) qui consiste en l'optimisation des flux de puissance sur un réseau électrique. Le réseau est modélisé par un graphe dont les nœuds sont des points de consommation et/ou de production, tandis que les arêtes sont les lignes électriques ou les transformateurs reliant ces nœuds. Les variables principales de l'OPF sont la tension complexe en chaque nœud du réseau, ainsi que la puissance générée par chaque groupe de production de manière à alimenter les nœuds consommateurs. D'autres variables, discrètes cette fois-ci, interviennent dans la modélisation, par exemple pour prendre en compte le démarrage ou non d'un générateur. La fonction objectif est la minimisation des coûts de production. En plus des équations électriques de transfert d'énergies sur les lignes et les transformateurs, ainsi que des bilans aux nœuds, différentes contraintes techniques sont prises en compte. Il s'agit principalement des limites de production active et réactive des unités de production d'électricité. L'OPF est naturellement modélisé par un MINLPs de par la nature non-linéaire des relations issues de la physique entre ses variables.

Le deuxième problème est le Hydro Unit Commitment Problem. Dans ce problème, chaque réservoir est associé à une usine composée d'une ou de plusieurs turbines qui peuvent produire de l'énergie en utilisant l'énergie potentielle de l'eau, et de une ou plusieurs pompes qui peuvent consommer de l'énergie en remontant de l'eau dans le réservoir. Dans ce contexte, des contraintes non-linéaires venant de la physique du système et de nécessités stratégiques dans la gestion de l'électricité doivent être satisfaites. L'objectif est de maximiser le profit.

Un autre problème est celui de la résolution de conflits dans le trafic aérien : un conflit a lieu quand des aéronefs sont "trop proches" les uns des autres dans leurs trajectoires prévues, et il s'agit d'assurer qu'une certaine distance soit toujours respectée pour chaque pair de véhicules.

Tous ces problèmes sont naturellement modélisé par des MINLPs de par la nature non-linéaire des relations entre les variables (issues principalement de la physique des systèmes considérés). Une des difficultés de la résolution globale de ces problèmes réside dans la nature non-convexe à la fois de la fonction à optimiser et/ou des contraintes. La résolution exacte pour des instances de tailles réelles fait partie des domaines actifs de recherche. Ces recherches seront réalisées en collaboration avec l'axe REST.

2.1.3 Interactions entre les thèmes au sein de l'axe

De par sa nature scientifique, cet axe propose une interaction naturelle entre les thèmes linéaires et non-linéaires. En effet, les outils théoriques sont à la source de nombreuses avancées pratiques dans les solveurs linéaires ou non-linéaires ; et à l'inverse, la mise en œuvre de ces techniques dans des problèmes opérationnels font régulièrement émerger de nouvelles problématiques fondamentales. Si, bien souvent, les problèmes réels ont des objectifs non-linéaires, les outils développés dans les cas linéaires restent fortement utilisés et sont en développement constants.

Ainsi, une question importante ces dernières années est l'extension de outils de la programmation linéaire vers le non-linéaire. Une des pistes est l'étude des polyèdres menant à des linéarisations, d'autres

sont l'hybridation des techniques de coupes pour le non-linéaires.

2.1.4 Interactions avec d'autres axes fondamentaux

Deux cadres d'études sont en lien fort avec l'axe DMEIA. Les aspects multiobjectives se rencontrent naturellement dans les problèmes opérationnels combinatoires (multi-critères, multi-agents). Les outils issus de la programmation mathématique sont souvent nécessaires pour aborder ces questions, principalement par l'usage de fonctions d'agrégations (OWA, intégrale de Choquet). Un cadre similaire se rencontre avec la théorie des jeux et ses liens avec la programmation mathématique comme évoqué plus haut. Dans ces deux cas, les approches polyédrales ou les techniques de décomposition se sont avérées utiles pour tout à la fois comprendre la structure combinatoire des problèmes et proposer des méthodes de résolution.

Les problèmes d'optimisation combinatoire étudiés dans les axes REST et OPA sont fréquemment abordés avec les outils de programmation mathématique. C'est particulièrement le cas pour les problèmes d'optimisation dans les réseaux (télécommunications, énergie...) mais aussi dans les problèmes de transport (tournées de véhicules, tarification, problème bi-niveaux...). Une bonne part des outils permettant au monde industriel de traiter ces problèmes sont basés sur les techniques polyédrales, de décomposition par génération de colonnes ou par approches Lagrangiennes. Les collaborations sont ainsi particulièrement nombreuses permettant un apport constant de problématiques nouvelles et d'outils théoriques. Les problèmes de planification et d'ordonnancement de l'axe OPA sont eux-aussi parfois abordés sous l'angle de la programmation mathématique : la nature moins combinatoire de ces problèmes rend difficile la mise au point de formulations efficaces. C'est toutefois un sujet qui mène à plusieurs collaborations entre les deux axes.

2.1.5 Interactions avec les actions transverses et les applications industrielles

Les outils proposés par les techniques récentes d'apprentissage (axe transverse DDOA) sont bien entendu venus largement questionner les algorithmes de résolution de programmation mathématique. La question est d'un côté les apports que peuvent proposer l'optimisation combinatoire aux outils d'apprentissage. L'aspect inverse a été beaucoup abordé : ce que l'apprentissage peut apporter pour accélérer les solveurs : apprendre à mieux brancher, décomposer, séparer des inégalités... Ces nouvelles approches sont en cours d'évaluation et sont prometteuses.

Une part importante de la prise en compte de la robustesse (axe transverse DOR) en optimisation repose sur des formulations issues de la programmation mathématique. Il s'avère difficile de proposer des techniques génériques de résolution, les problèmes étant alors basés sur plusieurs niveaux pour prendre en compte les aléas possibles et les recours. De nombreuses études de cas particuliers tout autant théoriques que pratiques viennent peu à peu apporter une connaissance de ces méthodes en jonglant entre bornes de résolutions et relaxations dans le but d'obtenir des solutions heuristiques.

Au travers des paragraphes précédents, il a été cité de nombreux cas de problèmes issus de l'industrie. Cet axe est naturellement divisé entre chercheurs académiques et industriels en constante collaboration, donnant lieu à un renouvellement continu de sujets de thèses réellement co-encadrées. Les applications sont en effet nombreuses au sein des télécommunications (Orange, Nokia, Huawei...), de la production

d'énergie (EDF, Areva), des transports publics ou livraisons (Eurodecision, Transdev)... Au sein de ces applications, les contraintes d'économie d'énergie (action transverse RODDSN) sont depuis longtemps prises en compte.

2.1.6 Interactions avec les autres GDR

Cet axe est naturellement en interaction avec deux GDR. Le GDR IM avec lequel est partagée l'étude de problèmes d'optimisation combinatoire, en particulier issus des graphes : cet axe permet une discussion permanente avec des apports partagés entre les études structurelles apportés par l'algorithmique et par les approches polyédrales. Le GDR MOAO avec lequel est partagée la résolution efficace de programme non-linéaire continue : ils sont évidemment à la base des méthodes pour les programmes en nombres entiers. Les interactions industrielles sont également nombreuses sur cette échange de savoirs et de techniques.

2.1.7 Équipes impliquées dans les unités CNRS

CRISTAL (INOCs), **DI ENS** (SIERRA), **GSCOP** (ROSP), **HEUDIASYC** (SCOP), **IMB** (OPTIMA), **LAAS** (MAC et ROC), **LAMIH** (OM), **LAMSADE** (OCA), **LIFAT** (ROOT), **LIMOS** (MAAD), **LIP** (ROMA), **LIP6** (DECISION et RO), **LIPN** (AOC), **LIRIS** (M2DISCO), **LIRMM** (COCONUT), **LIX** (AICo et DaSciM), **LJK** (DAO), **LMNO** (MA), **LORIA** (OPTIMIST), **LRI** (A&O, ROCS), **LS2N** (OGRE,SLP), **XLIM** (MOD)

2.1.8 Exemple d'actions envisagées au sein de l'axe

Parmi les applications industrielles, on peut remarquer que certains problèmes (par exemple le Unit Commitment problem correspondant à la décision de production électrique) ont des aspects combinatoires linéaires et des objectifs naturellement non linéaires. Des collaborations naturelles sont à intensifier autour de ces problèmes opérationnelles : par exemple au travers de projets industriels communs

Parmi les nombreuses collaborations naturelles de cet axe, une collaboration ambitieuse serait de permettre l'émergence de nouveaux solveurs (linéaires et non-linéaires) en utilisant les nombreuses compétences académiques et industrielles : en effet, trois entreprises privées proposent les solveurs les plus efficaces dont les licences ont des coûts élevés. Or les progrès de ces solveurs sont obtenus à partir des avancées du monde académique. Plusieurs pistes pourraient être moteurs d'une telle réalisation : l'intégration et l'automatisation intégrant des techniques diverses dont la programmation par contraintes, l'optimisation boîte noire et les techniques heuristiques.

L'émergence des solveurs non-linéaires est la source de nombreuses interactions entre théorie et pratique algorithmique. La communauté de l'optimisation combinatoire s'intéresse peu à peu à ces aspects non-linéaires au travers des concepts de robustesse et de multicritère. Une collaboration intensive sur ces aspects en non-linéaire passe par la mise en place de projets communs entre les équipes de l'axe.

2.2 DMEI : Décision, Modélisation, Evaluation, Incertitude

Equipe d'animation

Jean-Philippe Gayon (LIMOS, UMR 6158), Emmanuel Hyon (LIP6, UMR 7606), Laeticia Jourdan (CRISTAL, UMR 9189), Stefano Moretti (LAMSADE, UMR 7243), Patrice Perny (LIP6, UMR 7606)

Les modèles computationnels développés en théorie de la décision se distinguent de l'optimisation classique par la prise en compte explicite d'éléments subjectifs dans la définition des critères à optimiser (préférences individuelles et collective, attitude vis-à-vis de l'incertain ou du risque, soucis d'équité dans les solutions, importance relative de différent points de vue). Ainsi on s'intéresse à modéliser des préférences et les objectifs d'un individu ou d'un groupe d'individus, à définir une procédure d'évaluation ou de décision qui tienne compte de ces préférences/objectifs dans l'évaluation des solutions potentielles. Cette activité de modélisation est complétée par des développements algorithmiques qui visent à calculer efficacement les solutions optimales au sens des modèles développés pour faire face à diverses sources de complexité que l'on peut rencontrer dans les contextes de décision réels (points de vue ou critères multiples et conflictuels, incertitude, définition implicite des alternatives à comparer). Les aspects algorithmiques peuvent aussi porter sur l'apprentissage des modèles décisionnels (paramètres préférentiels, critères à considérer) préalablement à l'optimisation ou de manière conjointe avec l'optimisation.

Les travaux considérés dans cet axe se distinguent de l'optimisation classique par la volonté explicite de traiter au moins l'un des aspects suivants :

- la modélisation et l'élicitation des préférences.
- la prise en compte de décideurs multiples (collaborant ou non) menant selon le point de vue aux questions de choix social computationnel, de théorie des jeux algorithmique (coopérative ou non-coopérative) et d'optimisation distribuée.
- la prise en compte de critères multiples menant à l'optimisation multi-objectifs ou à la l'aide multicritère à la décision selon la définition (explicite ou implicite) de l'ensemble des alternatives.
- la prise en compte de l'incertitude et ou des aspects dynamiques dans les décisions, menant à l'optimisation robuste, la programmation stochastique multi-étapes, au contrôle optimal stochastique et aux processus décisionnels markoviens.

Nous détaillons ci-dessous ces différents thèmes de recherche, en mettant en avant les points saillants attendus des recherches des prochaines années.

2.2.1 Modélisation et élicitation de préférences, apprentissage de modèles décisionnels

Au coeur des interactions entre décision et intelligence artificielle, il s'agit d'apprendre les paramètres préférentiels d'un modèle décisionnel pour s'adapter aux préférences du décideur et lui recommander une solution optimale adaptée. Par exemple, le développement de méthodes d'apprentissage actif qui permettent de combiner l'apprentissage du modèle et la recherche d'une solution optimale et de résoudre des problèmes d'optimisation en concentrant l'effort d'élicitation des préférences sur la partie de l'information préférentielle réellement utile pour la résolution de l'instance. Vu l'importance croissante des

interactions entre décision, optimisation et apprentissage automatique, une action transverse est développée en section 2.7.1.

2.2.2 Aide multicritère à la décision et optimisation multiobjectif

Cet axe s'intéresse d'une part à l'étude et l'optimisation de fonctions d'agrégation sophistiquées permettant de rendre compte de préférences complexes dans le but de déterminer un compromis adapté aux préférences du décideur par optimisation d'un critère de synthèse unique. D'autre part, en optimisation, la considération explicite de critères multiples complexifie significativement la recherche d'un optimum puisqu'il s'agit de trouver non pas une unique solution optimale mais un ensemble de solutions non-dominées au sens de Pareto. La difficulté du problème favorise le développement d'heuristiques et de métaheuristiques multi-objectifs. Dans ce domaine, bien qu'orienté par l'obtention rapide de bonnes solutions pour des problèmes de grande taille, des aspects fondamentaux sont visés, comme l'approximation de l'indicateur d'hypervolume de dominance, l'approximation de l'ensemble de Pareto via l'évaluation de solutions-ensembles. Les méthodes de séparation et d'évaluation pour les problèmes multi-objectifs sont en plein essor, de par la recherche d'ensembles bornants duaux permettant d'élaguer prématurément l'arbre de recherche. Les jeux de données à traiter sont de plus en plus importants, le nombre de variables augmente et rend difficile la résolution classique des problèmes d'optimisation aussi bien en combinatoire qu'en continu. On voit donc apparaître de nouveaux travaux impliquant simultanément le parallélisme, l'utilisation de "surrogate models" afin de pouvoir passer à l'échelle : l'optimisation multiobjectif massive.

2.2.3 Choix social computationnel

La théorie du choix social fournit des outils pour agréger les préférences d'un ensemble d'agents mais le problème de comment calculer efficacement le résultat de cette agrégation se pose pour certaines procédures de sélection où les options à évaluer sont combinatoires ; par exemple les problèmes d'ordonnancement, de sac-à-dos ou d'affectation. Les solutions du problème combinatoire sont évaluées en fonction des préférences des différents agents impliqués dans le processus de décision et il s'agit de proposer des modèles de choix collectif vérifiant un certain nombre de conditions souhaitables, d'étudier la complexité algorithmique du problème combinatoire multiagent associé et de proposer des algorithmes de résolution. On cherche à aborder par exemple dans ce cadre la décision multiagent équitable. Une autre voie concerne l'analyse des interactions entre individus dans les processus de décision collectifs et le développement de modèles ordinaux. Il existe de nombreuses situations où la nature des informations disponibles sur les interactions des individus au sein de groupes est principalement ordinale et ne permet pas l'utilisation de notions cardinales classiquement définies pour les jeux coopératifs (valeur d'un joueur ou d'une coalition, mesure des interactions positives et négatives). On s'intéresse alors à développer des contreparties ordinales de ces notions en vue de les utiliser dans des contextes de décision impliquant des humains en interaction, par exemple pour des problèmes de vote, ou de décision collective dans les réseaux sociaux, pour la formation de coalitions ou encore en théorie de l'argumentation en analyse décisionnelle multicritère.

2.2.4 Théorie des jeux algorithmique

De même, en théorie des jeux, cet axe DMEI étudie différents aspects algorithmiques, comme en premier lieu la question de la complexité de la recherche d'un équilibre. La considération de différents types d'objectif (individuel pour les agents et un objectif global pour la collectivité par exemple) conduit à étudier les écarts entre les comportements purement individuels (le prix de l'anarchie) et les politiques semi-centralisées visant à imposer les décisions d'une partie des agents pour obtenir un objectif global souhaité (le prix de l'optimalité). Enfin la recherche de mécanismes d'incitation permettant de modifier les comportements individuels afin d'obtenir l'objectif global souhaité constitue une voie de recherche importante, notamment dans la problématique d'allocation de prix optimaux dans les enchères combinatoires. La théorie des jeux non coopératifs est utile pour analyser des systèmes faisant intervenir plusieurs agents (ou joueurs) et lorsque ces derniers sont en grande partie libres de leurs décisions (réseaux de transport par exemple). Des notions d'équilibre sont des concepts de solution pour ces systèmes qui prennent en compte les comportements rationnels des agents. Analyser ces équilibres permet de prédire les issues et d'évaluer les performances du système. On peut chercher à quantifier a priori la qualité des équilibres vis-à-vis d'une fonction qui agrège les coûts de tous les agents (prix de l'anarchie, prix de la stabilité). On peut aussi chercher à construire algorithmiquement un équilibre ou bien concevoir un système dont les équilibres seront de bonne qualité en fixant les actions d'une partie des agents (prix de l'optimalité, problèmes bi-niveaux aussi appelés jeux de Stackelberg). La théorie des jeux apporte aussi aux problèmes de RO lorsque que les données ne sont pas publiques mais détenues par les agents. Comme pour des enchères, les agents peuvent fournir des informations erronées afin d'orienter vers le calcul d'une solution qui leur est la plus favorable. Concevoir des systèmes à la fois performants et robustes aux fausses déclarations est un défi. Enfin, les jeux coopératifs apportent un éclairage sur des problématiques récurrentes de partage de coûts ou de revenus en RO, ainsi que la détermination d'une hiérarchie entre les agents (importance, pouvoir) indiquant l'impact d'individus ou de groupes d'individus sur la qualité d'une solution collective.

2.2.5 Contrôle et Optimisation Stochastique, décision dans l'incertain

Les problèmes de modélisation et d'optimisation stochastique se définissent spécifiquement par une incertitude sur les données : le modélisateur n'a qu'une connaissance imparfaite des données relatives au système considéré ou à son évolution. Cependant, si ces données ne sont pas connues avec précision à l'avance les valeurs de ces données peuvent être caractérisées par des lois de probabilités. Aussi, la prise en compte des phénomènes aléatoires nécessite un changement d'approche afin de considérer d'autres critères à optimiser que ceux usuels. On considérera l'espérance des gains ou des mesures de risque, qui cherchent à limiter les effets de l'occurrence de certains scénarios et en garantissant la satisfaction de certaines contraintes. Il faut également déterminer plus spécifiquement l'effet d'une action et l'information que le décideur utilise pour déterminer la meilleure action à effectuer. En plus de ces techniques de résolution, on s'intéresse à la *modélisation* de tels système ainsi qu'à l'évaluation de leur comportement. Cela passe notamment par deux approches : l'utilisation de modèles de files d'attentes et la *simulation* car ils permettent de mieux appréhender le comportement du système ou les effets des contrôles.

Le champs d'application de tels problèmes est large et recouvre les thématiques classiques de la recherche opérationnelle : système de production et gestion de stock ; calcul de prix et plus largement

revenue management; plus court chemin stochastique et tournées de véhicule; systèmes de gestion de l'énergie; réseaux de communication.

Les techniques usuelles pour résoudre de tels problèmes sont principalement : des méthodes de *programmation stochastique* qui intègrent l'aléa dans l'expression d'un programme linéaire et qui s'appliquent de préférence à des systèmes statiques; des méthodes de *contrôle dynamique*, basées sur la programmation dynamique stochastique, qui s'appliquent de préférence dans des modèles dynamiques à plusieurs étapes; des méthodes de *théorie des jeux* dans lesquelles plusieurs décisionnaires interviennent et qui peuvent se coupler à des méthodes d'*optimisation distribuées*; des méthodes d'*apprentissage par renforcement* dans lesquelles on apprend le comportement du système en même temps que l'optimisation.

Les bouleversements récents que sont le déluge de données et le développement rapide des techniques d'intelligence artificielle ont un impact sur notre domaine aussi bien d'un point de vue théorique que pratique et, d'ailleurs, favorisent sa pertinence quant à la prise de décisions dans l'incertain de préférence dans un environnement dynamique. En effet, l'abondance de données permet une meilleure appréhension des valeurs possiblement prises par le système et l'utilisation d'outils statistiques pour déterminer les lois de probabilités qui le caractérisent.

Néanmoins, la nécessité de prendre des décisions de plus en plus rapidement ne donne plus le temps pour procéder avec la méthodologie habituelle qui est d'identifier un modèle puis de l'optimiser. Ceci conduit à des approches d'apprentissage par renforcement dont les fondements théoriques sont basés sur le contrôle dynamique et pour lesquels l'étude de la transposition de propriétés du cadre du contrôle vers l'apprentissage nous semble pertinent. La plupart des modèles stochastiques supposent connues les distributions de probabilité et les récompenses. Lorsque les récompenses et distributions sont inconnues et découvertes au fil de l'eau, on rentre dans le paradigme de l'apprentissage par renforcement. Dans les modèles qui nous intéressent, les distributions concernant la demande ou la production ne sont en général pas connues avec précision et évoluent dans le temps. Un objectif prioritaire pour ce thème sera de développer des techniques d'apprentissage innovantes, que ce soit pour les modèles d'évaluation de performances ou de contrôle stochastique, qui prennent en compte toute une série de signaux faibles concernant les clients et les serveurs. Cette thématique s'inscrit par ailleurs dans l'action transverse « apprentissage par renforcement » présentée en Section 2.7.1.

Un autre problème auquel nous sommes confrontés dès lors que nous voulons aborder des problèmes de grande taille issus de cas réels est l'explosion combinatoire car la taille de l'espace d'état (ou l'ensemble des valeurs à inclure dans un programme linéaire) croît exponentiellement. Comme un calcul exact s'avère ardu, l'exploration de techniques de diminution d'espace d'état ou d'approximation de la fonction de valeur nous semble prometteuses.

On s'intéresse aussi au développement de nouveaux modèles de décision dans l'incertain et le risque, possédant un pouvoir descriptif accru. Outre les travaux sur l'analyse théorique de ces modèles, leur caractère non-linéaire complique les tâches d'optimisation et nécessite le développement de nouveaux algorithmes pour le calcul des solutions optimales.

La plupart des modèles stochastiques supposent connues les distributions de probabilité et les récompenses. Lorsque les récompenses et distributions sont inconnues et découvertes au fil de l'eau, on rentre dans le paradigme de l'apprentissage par renforcement. Dans les modèles qui nous intéressent, les distri-

butions concernant la demande ou la production ne sont en général pas connues avec précision et évoluent dans le temps. Un objectif prioritaire pour ce thème sera de développer des techniques d'apprentissage innovantes, que ce soit pour les modèles d'évaluation de performances ou de contrôle stochastique, qui prennent en compte toute une série de signaux faibles concernant les clients et les serveurs.

2.2.6 Interactions entre les thèmes au sein de l'axe

Les cas réels combinent bien souvent plusieurs des extensions du système décisionnel de base. L'évolution des recherches mène à la combinaison de plusieurs de ces éléments dont voici quelques travaux ciblés :

- Optimisation multiobjectif et choix social computationnel : dans le cadre de la décision équitable, il s'agit d'engendrer des solutions Pareto-optimales répartissant équitablement la satisfaction entre les individus.
- Contrôle optimal stochastique et choix social computationnel : des versions dynamiques et incertaines de problèmes de décision collective mènent également à des processus de décisions markoviens pouvant être abordés par l'optimisation dynamique stochastique.
- Théorie des jeux non-coopératif et décision multi-critère : il s'agit de considérer des jeux dans lesquels les conséquences des actions s'apprécient sur plusieurs dimensions non-réductibles à une seule. L'utilité d'un joueur ne se réduit pas à un scalaire mais à un vecteur. On doit alors transposer la notion d'équilibre et de décision rationnelle.
- Théorie des jeux stochastique : les jeux stochastiques sont des extensions à plusieurs décideurs antagonistes des processus de décision stochastiques pour lesquels la résolution fait appel à des techniques algorithmique de jeux et de résolutions de processus de décision. Par ailleurs, les techniques algorithmiques pour les jeux (utilisées dans un cadre statique) trouveront aisément à s'appliquer dans les jeux stochastiques pour faciliter le calcul des équilibres qui est un des points noirs actuellement.

2.2.7 Interactions avec d'autres axes fondamentaux

Certains problèmes de décision, une fois les modèles établis peuvent être résolus par des techniques d'optimisation combinatoire avancées développées dans les autres axes. On peut citer en tout premier lieu les méthodes hybrides et les métaheuristiques dédiées à la résolution de problèmes d'optimisation multi-objectifs de l'axe MH2PPC, les approches d'optimisation combinatoire et de programmation mathématique développées dans l'axe OM. Certains problèmes soulevés nécessitent des études de complexité et d'approximation en relation avec l'axe CAGDO. Citons quelques recherches visées :

- en recherche locale (axe MH2PPC) pour les problèmes d'optimisation multiobjectif, l'étude de paysages multiobjectif, rendue plus délicate par l'absence de relation d'ordre entre les solutions,
- l'étude d'algorithmes d'approximation à garantie de performances (axe CAGDO) pour les approximations des problèmes multiobjectifs (par exemple la scalarisation) et du prix de l'anarchie en théorie des jeux,
- des approches polyédrales (axe OM) pour résoudre des problèmes de calcul de cœurs de jeux coopératifs,
- Les méthodes de programmation dynamique stochastique (qui peuvent aussi être résolues par

de la programmation linéaire en nombre entier) ainsi que les méthodes de programmation stochastique pourront faire appel pour leur résolution à des techniques avancées de programmation mathématique (décompositions mathématiques de type Dantzig-Wolfe et Benders, élimination de contraintes, propagation de propriétés de dominance...) qui sont développée dans l'axe OM. L'intégration de ces avancées théoriques dans la résolution des modèles aléatoires permettrait un gain substantiel dans les temps de résolution.

Nous développerons également dans la Section 2.7 des actions transverses concernant entre autre cet axe. Notamment, les techniques développées au sein de l'axe de recherche d'optimisation stochastique trouveront un prolongement naturel dans les études de modèles robustes de part leur faciliter à modéliser l'incertitude que les approches robustes cherchent à prendre en compte. Des collaborations ainsi que des animations conjointes seront menées afin de faire fructifier ces intérêts mutuels. De plus, les approches d'apprentissage par renforcement évoquées plus haut entre bien sur dans le cadre de l'action transverse.

2.2.8 Interactions entre les axes opérationnels et les applications industrielles

La modélisation, l'évaluation et l'optimisation de systèmes décisionnels complexes se retrouve dans tous les axes opérationnels du GDR. En particulier, les modèles stochastiques sont particulièrement en pointe pour étudier les performance des réseaux (internet, énergie, systèmes de production, systèmes logistiques). Les modèles de jeux sont particulièrement adaptés pour les différents acteurs d'une chaîne logistique, pour les interactions entre annonceurs de contenu le Web (voir le paragraphe *Collaboratif versus Centralisé* de la prospective scientifique, en Section 6 du bilan).

2.2.9 Interactions avec les autres GDR

Naturellement, comme mentionné ci-dessus, une interface forte avec l'Intelligence Artificielle concernant notamment la théorie Algorithmique des jeux et l'apprentissage est à souligner. Il sera opportun de reconduire un groupe de travail commun avec le GDR IA dans ce domaine. Pour les approches basées sur des modèles stochastiques, des relations avec le GDR RSD où les modèles développés, que ce soit les fils d'attentes ou aussi les techniques d'optimisation développées, trouvent à s'exprimer.

2.2.10 Equipes impliquées dans les unités CNRS

CES (IC), **CRIL** (RCR), **CRISTAL** (Equipes ORKAD et BONUS), **DI ENS** (Diogène), **FEMTO-ST** (Equipe OMNI), **G-SCOP** (ROSP), **HEUDIASYC** (CID), **IRISA** (Equipe DIONYSOS), **IRIT** (Equipe RMESS), **LAAS** (Equipe SARA), **LAMSADE** (SD, OCA), **LIFAT** (ROOT), **LIG** (STeamer, Polaris), **LIMOS** (ODPS), **LIP6** (DECISION, RO), **LIRIS** (M2DISCO), **LJK** (DAO), **LRI** (Equipe ROCS), **LS2N** (ROOM)

2.3 MH2PPC : Méthodes Hybrides, MétaHeuristiques et Programmation Par Contraintes

Equipe d'animation

Laurent Deroussi (LIMOS, UMR 6139), Arnaud Liefoghe (CRISTAL, UMR 9189), Pierre Lopez (LAAS, UPR 8001), Arnaud Malapert (I3S, UMR 7271), Margaux Nattaf (G-SCOP, UMR 5272).

Cet axe regroupe les méthodes génériques, les approches déclaratives et hybrides particulièrement efficaces pour traiter des problèmes d'optimisation combinatoire ou mixtes de grande taille et/ou possédant une grande hétérogénéité dans les variables et les contraintes et de ce fait pouvant poser des difficultés aux solveurs de programmation linéaire à variables mixtes.

Les approches de recherche locale et les métaheuristiques entrent dans cette catégorie ainsi que les approches de programmation par contraintes, celles inspirées des solveurs SAT avec un objectif d'intégration au sein de méthodes hybrides pour l'optimisation combinatoire et mixte. Ces méthodes, qui intègrent la Programmation Mathématique, la Programmation Par Contraintes, la Satisfaisabilité Booléenne, la Recherche Locale sont à la frontière de la Recherche Opérationnelle et de l'Intelligence Artificielle et elles ont permis des avancées parfois spectaculaires sur la résolution de problèmes particulièrement difficiles.

2.3.1 Recherche locale et métaheuristiques

La principale difficulté à laquelle est confronté l'utilisateur, en présence d'un problème d'optimisation concret : celui du choix d'une méthode efficace, capable de produire une solution de qualité acceptable au prix d'un temps de calcul raisonnable. Les métaheuristiques désignent une famille d'algorithmes conçus pour répondre à ce compromis, d'où leur formidable succès tant dans le monde académique qu'industriel. Pourtant une partie des chercheurs remettent en cause la crédibilité scientifique de certaines recherches menées en métaheuristiques. D'une part, force est de constater que la théorie sous-jacente aux métaheuristiques développée jusqu'alors n'est pas encore d'un grand secours pour aider au choix posé plus haut de la métaheuristique à appliquer sur un problème donné, car les théorèmes de convergence sont souvent inexistantes, ou applicables sous des hypothèses très restrictives. D'autre part, une recrudescence de travaux présentant de "nouvelles" métaheuristiques basées sur des métaphores animales ou humaines (abeilles, impérialistes...) sans que la nouveauté possiblement existante ne soit explicitée en termes algorithmiques clairs a participé à cette défiance. Ainsi l'axe MH2PPC visera en premier lieu l'analyse systématique des métaheuristiques sur les plans de la convergence, la complexité, la robustesse et les garanties de qualité, notamment en intégrant les techniques développées dans l'axe CAGDO. Deuxièmement, il s'attachera à des recherches présentant les métaheuristiques de manière formelle et unifiée comme des algorithmes à composants bien définis : structures du ou des voisinages considérés, structures de données permettant l'incrémentalité des opérateurs, mécanismes de diversification, d'intensification, etc. Enfin l'axe s'attachera à l'étude des combinaisons des métaheuristiques et de la recherche locale avec d'autres méthodes, comme cela sera évoqué dans le paragraphe sur les méthodes hybrides.

2.3.2 Programmation par Contraintes pour l'Optimisation Mixte

La programmation par contraintes est un paradigme de programmation déclarative permettant à l'origine de résoudre des problèmes de satisfaction de contraintes (CSP), chaque problème étant défini classiquement par un triplet variables, domaines, contraintes. Un solveur de programmation par contraintes fournit un langage pour déclarer les contraintes puis un mécanisme de résolution basé sur les concepts de recherche arborescente (affectation des valeurs aux variables par énumération complète), de filtrage (chaque contrainte est associée à un algorithme cherchant à retirer les valeurs incohérentes des domaines des variables en fonction de l'état de la recherche) et de propagation (qui orchestre l'application des algorithmes de filtrage jusqu'à l'atteinte d'un point fixe). La programmation par contraintes s'est depuis des années étendue à la résolution de problèmes d'optimisation, intégrant ainsi la notion d'objectif. C'est la conception de systèmes de programmation par contraintes permettant de résoudre des problèmes d'optimisation à variables entières ou mixtes qui intéresse en premier lieu l'axe MH2PPC. Deux directions de recherche majeures sont visées. D'une part la conception de contraintes globales dédiées à des objets combinatoires ou mixtes, avec la recherche d'algorithmes de filtrage offrant le compromis souhaité entre puissance et complexité du filtrage. Bien souvent, ces algorithmes de filtrage font appel à des structures efficacement traitées par des algorithmes de graphes, de programmation dynamique ou de programmation linéaire mais des problèmes de filtrage NP-complets sont également à considérer de manière approchée. Des études théoriques concernent l'étude de la complexité et d'approximation du filtrage de contraintes globales. La deuxième direction de recherche consiste en l'amélioration de la procédure de prise de décision au delà de la recherche arborescente classique. Des procédures de prise de décision exploitant la structure de problèmes spécifiques comme en ordonnancement et planification sont visées. La recherche arborescente peut être également améliorée via différentes adjonctions au niveau des nœuds : sondages, recherche locale. Par ailleurs, l'axe s'intéresse au principe des solveurs SAT et à la recherche guidée par les conflits pour lesquels les affectations des variables menant à une impasse sont mémorisées intelligemment et de manière compacte afin de guider la recherche. Une voie de recherche consiste également à mémoriser les explications des échecs des filtrages.

2.3.3 Approches hybrides : interactions au sein de l'axe et avec les autres axes fondamentaux

L'objectif de l'axe MH2PPC est, in fine, d'aboutir à la conception d'approches hybrides puissantes pour résoudre les problèmes d'optimisation possédant de fortes non linéarités ou des contraintes hétérogènes et des aspects mixtes discrets/continus. L'idée est d'exploiter la force de chaque type d'approche au sein d'une méthode intégrée. A cet effet, plusieurs cadres sont possibles et sont à exploiter et étendre. Le cadre des approches de recherche locale à voisinage étendu et des metaheuristiques intègre des méthodes exactes de type programmation mathématique, programmation par contraintes ou programmation dynamique au sein de méthodes approchées. Des metaheuristiques plus sophistiquées peuvent également intégrer d'autres types d'approches comme par exemple la recherche tabou et les procédures de Branch & Bound. Ces approches peuvent sembler à première vue essentiellement empiriques mais elles reposent également sur des bases théoriques, notamment pour les méthodes qui combinent la programmation linéaire en nombres entiers (axe OM) et la programmation par contraintes, avec de nouveaux résultats puissants comme le filtrage basé sur la programmation linéaire et d'autres qui nécessitent encore d'être

développée comme les inégalités valides issues des résultats du filtrage. Notons également la proximité des approches de programmation par contraintes intégrant des variables continues avec l'analyse par intervalles utilisée dans les branch & bound pour les problèmes non linéaires mixtes, également dans l'axe OM. Pour finir, les métaheuristiques, la programmation par contraintes et les méthodes hybrides sont concernées par une autre forme d'hybridation avec l'apprentissage automatique. Cet aspect sera détaillé dans la description de l'action transverse Apprentissage en section .

2.3.4 Interactions avec les autres GDR

La programmation par contraintes est une discipline plutôt issue de l'intelligence artificielle bien qu'elle emprunte de nombreux résultats de la recherche opérationnelle. Aussi naturellement, l'axe MH2PPC a des interactions avec le GDR IA et en particulier les groupes de travail "Contraintes et Apprentissage" et "Résolution Automatique de Problèmes" avec qui des actions ont déjà été menées comme l'organisation de l'École thématique GDR RO / GDR IA en 2020 autour de l'optimisation des contraintes et de l'apprentissage. Par ailleurs les métaheuristiques constituent également un thème important au sein du GDR MACS.

2.3.5 Interactions avec les axes applicatifs et le milieu industriel

Les méthodes de l'axe MH2PPC ont vocation à résoudre des problèmes réels de grande taille. Différents solveurs issus des équipes sont disponibles en open source (paradiseo, choco, mistral...) ou ont été commercialisés (LocalSolver, IBM Cplex Optimization Studio, Google OR-Tools, etc.). La programmation par contraintes est l'outil privilégié pour résoudre des problèmes d'ordonnancement et des heuristiques hybrides sont largement utilisées pour résoudre efficacement des problèmes de tournées de véhicules avec des contraintes complexes.

2.3.6 Équipes impliquées dans les unités CNRS

CRAN (ISET), **CRIL** (AIC), **CRISTAL** (BONUS, ORKAD, OSL), **FEMTO-ST** (OMNI), **G-SCOP** (ROSP, GCSP), **GREYC** (CODAG), **I3S** (MDSC), **IMS** (PSP), **IRIT** (ADRIA), **LAAS** (ROC), **LAB-STICC** (DECIDE), **LAMIH** (OM), **LIFAT** (ROOT), **LIMOS** (ODPS), **LIRMM** (MAORE), **LIS** (COALA), **LIX** (AlCo), **LS2N** (OGRE, TASC, SLP).

2.4 CAGDO : Complexité, approximation et graphes pour la décision et l'optimisation

Equipe d'Animation

Evripidis Bampis (LIP6, UMR 7606), Cédric Bentz (CEDRIC), Bruno Escoffier (LIP6, UMR 7606), Alantha Newman (G-SCOP, UMR 6072), Valia Mitsou (IRIF, UMR 8243)

La première question à laquelle on doit répondre lorsqu'on est confronté à la résolution d'un problème d'optimisation ou de décision est de déterminer si ce problème est facile ou difficile à résoudre et à quel niveau/sémantique de difficulté. La théorie de la complexité algorithmique répond en partie à cette

question avec différentes classes de complexité exprimant la quantité de ressource (temps, espace...) requise par un algorithme de résolution d'un problème donné. Si on arrive par exemple à montrer qu'un problème d'optimisation donné est NP-difficile, alors une deuxième question possible est de déterminer s'il existe néanmoins un algorithme efficace (en temps polynomial) permettant d'obtenir une approximation garantie de l'optimum et si oui, de le fournir. C'est à l'obtention des réponses à ces questions pour tous les problèmes d'optimisation et de décision considérés dans les autres axes du GDR que s'intéresse l'axe CAGDO. Il peut ainsi s'agir de rechercher une approximation d'un équilibre à coût minimum en théorie des jeux, ou bien de l'optimum de problèmes d'optimisation combinatoire (variantes de problèmes de sac-à-dos, de couverture, d'ordonnancement...), avec une attention particulière pour les problèmes définis sur les graphes (coloration, stable, k -centre...) qui sont souvent au cœur de problèmes pratiques, notamment en transport, réseaux et télécommunications.

De nature intrinsèquement fondamentale, l'axe CAGDO s'intéresse néanmoins à ces applications à qui il peut donner des informations primordiales sur la difficulté des problèmes pratiques, proposer des algorithmes à performance garantie, mais également proposer une expertise sur une modélisation adéquate d'un problème réel sous forme de problème dans les graphes.

Les recherches menées dans l'axe CAGDO se déclinent ainsi selon les quatre thèmes suivants :

- Résolution exacte, complexité paramétrée et algorithmes exponentiels
- Approximation polynomiale, modérément exponentielle, sous-exponentielle et paramétrée
- Complexité et approximation des problèmes d'optimisation et de décision dynamiques et/ou incertains
- Propriétés structurelles des graphes pour l'optimisation et la décision

2.4.1 Résolution exacte, algorithmes exponentiels et complexité paramétrée

Lorsqu'on cherche la résolution exacte d'un problème d'optimisation ou de décision, il s'agit en premier lieu de déterminer la complexité algorithmique du problème, ce qui constitue une voie de recherche essentielle visée par l'axe CAGDO. Il s'agit ensuite de trouver l'algorithme de meilleure complexité possible, notamment polynomiale pour les problèmes faciles. Si le problème est difficile (NP ou NPO) on peut chercher à réduire la complexité (exponentielle) dans le pire des cas (par exemple passer d'une complexité de $O(3^n)$ à $O(2,5^n)$), ce qui permet d'augmenter significativement la taille des instances de problèmes accessibles à la résolution exacte sur les ordinateurs modernes. Une autre approche, en plein essor, est de déterminer si le problème est dans la classe FPT (fixed-parameter tractable), c'est-à-dire s'il existe un algorithme exact pour résoudre le problème qui soit polynomial en fonction de la taille de l'instance et exponentiel en un paramètre plus petit (par exemple la taille de la solution). La technique de kernelisation permet en prétraitement de transformer en temps polynomial l'instance d'un problème en une instance de taille plus petite, le noyau, dont la taille est bornée par une fonction du paramètre considéré. Les recherches menées dans l'axe CAGDO cherchent à obtenir les meilleures complexités pour la résolution exacte (FPT ou non) de problèmes d'optimisation et de décision, au moyen de différentes approches telles que la kernelisation déjà mentionnée, les arbres de recherche bornés, l'inclusion/exclusion, les algorithmes randomisés, ou au contraire à trouver des bornes inférieures de cette complexité avec différentes techniques, sous différentes hypothèses de complexité.

2.4.2 Approximation polynomiale, modérément exponentielle et paramétrée

Une approche alternative de résolution d'un problème difficile est de rechercher des algorithmes avec un temps de calcul raisonnable, polynomial ou modérément exponentiel, sans ainsi espérer atteindre l'optimum, mais avec une garantie de distance à cet optimum, généralement le rapport entre la valeur renvoyée par l'algorithme et la valeur de l'optimum (le facteur d'approximation). Différentes méthodes (algorithmes gloutons, recherche locale, méthodes d'arrondi de programmes mathématiques, schéma primal-dual, randomisation...) sont proposées pour obtenir des algorithmes approchés au meilleur facteur d'approximation possible, selon la nature du lien entre ce facteur et la complexité de l'algorithme. L'axe CAGDO cherche à obtenir de tels résultats d'approximation pour des problèmes d'optimisation et de décision variés. D'autres travaux considèrent une mesure différentielle (considérant l'optimum et la pire des solutions) pour évaluer la performance de l'algorithme approché. Plus récemment, l'approximation paramétrée cherche à intégrer la théorie de l'approximation et la complexité paramétrée afin d'aboutir à des algorithmes approchés FPT alors que le problème non paramétré n'en admet pas sous les hypothèses standard.

2.4.3 Approximation des problèmes d'optimisation et de décision dynamiques et/ou incertains

Dans les problèmes d'optimisation incertains et dynamiques de type online, les paramètres sont révélés progressivement au cours du temps de telle sorte que l'algorithme de résolution doit prendre une décision dès qu'un paramètre se révèle. L'analyse de compétitivité consiste à évaluer le coût obtenu par l'algorithme online avec le coût optimal qu'un algorithme exact déterministe aurait pu obtenir si l'instance avait été révélée entièrement dès le début. La recherche d'algorithmes online compétitifs se rapproche donc de la recherche d'algorithmes d'approximation à garantie de performance évoquée ci-dessus. L'axe CAGDO considère ainsi les versions online des problèmes de décision et d'optimisation et cherche à proposer des algorithmes online compétitifs. Au-delà de l'analyse classique de compétitivité, de nouvelles approches, prenant en compte les problématiques d'accès aux données, considèrent la possibilité de réduire l'incertitude par des requêtes d'obtention de nouvelles informations soumises à un coût. Dans un contexte dynamique, la problématique de reconfiguration consiste à passer d'une solution réalisable à une autre en une suite de solutions réalisables, tout en garantissant un compromis entre la qualité des solutions à chaque pas de temps et la stabilité de solutions proposées. Des travaux concernant la complexité paramétrée et l'approximation de problèmes de reconfiguration sont menés. Enfin, des relations entre les algorithmes online et l'apprentissage online sont établis, par exemple via des approches primales/duales basées sur la programmation linéaire ou des approches gloutonnes et la randomisation. Ces liens entre complexité, approximation, online et apprentissage seront développés dans l'action transverse.

2.4.4 Propriétés structurelles des graphes pour l'optimisation et la décision

Dès qu'une structure de graphe est identifiée au sein d'un problème de décision ou d'optimisation, les connaissances sur les propriétés d'une telle structure peuvent permettre d'obtenir des algorithmes efficaces pour le résoudre. Notamment, les notions de complexité, d'approximation et online comme vues dans les thèmes précédents sont déclinées sur l'objet graphe. Si certaines propriétés structurelles utiles sur le graphe considéré ne sont pas déjà établies, l'axe CAGDO a vocation à les établir, enrichissant

ainsi à la fois les connaissances en théorie des graphes de par les propriétés elles-mêmes, mais également en optimisation et aide à la décision, de par les conséquences de ces propriétés sur les algorithmes de résolution. En relation avec les thèmes précédents, les graphes fournissent des outils puissants de déterminations de résultats de complexité d'approximation paramétrée par la largeur de clique, la largeur ou la profondeur arborescente ou encore la profondeur de chemin.

2.4.5 Interactions entre les thèmes au sein de l'axe

La présentation des thèmes de recherche dans l'axe CAGDO montre leur grande imbrication : par exemple via les liens déjà mentionnés entre approximation paramétrée et résolution exacte à complexité paramétrée, entre algorithmes online et algorithmes d'approximation, et enfin avec les propriétés des graphes permettant d'obtenir les résultats de complexité et d'approximation.

2.4.6 Interactions avec d'autres axes fondamentaux

La plupart des méthodes algorithmique dans le domaine de l'algorithmique à garantie de performance, notamment en approximation polynomiale et en algorithmique online ont été initiées dans le contexte de la théorie de l'ordonnancement. Il existe donc des liens très forts avec l'axe OPA. Par ailleurs, les approches de conception d'algorithmes basées sur les différentes méthodes d'arrondi ou celles basées sur un schéma primal/dual établissent un lien fort avec l'axe OM. D'autres travaux visent à transposer les concepts de complexité paramétrée et d'approximation à la propagation de contraintes (axe MH2PPC) et, de même, des résultats d'approximation et de complexité paramétrée sont obtenus pour des problèmes de recherche d'équilibre en théorie des jeux et de décision/optimisation sous incertitude ou multiobjectifs (axe DMEI). Enfin, des travaux concernant la conception d'algorithmes avec garantie de performance prenant en compte l'énergie consommée ont un lien très fort avec l'axe RODDSN.

2.4.7 Interactions entre les axes opérationnels et les applications industrielles

À vocation essentiellement fondamentale, l'axe OM fournit néanmoins des outils primordiaux pour la détermination de la complexité et la modélisation par les graphes de différents problèmes d'ordonnancement, de routage, de tournées considérés dans les axes opérationnels et dans les industries, notamment en transports, réseaux et télécommunications, sans oublier les réseaux sociaux.

2.4.8 Interactions avec les autres GDR

Les travaux de l'axe CAGDO se nourrissent de problématiques de RO issues du monde industriel et du monde académique, incluant des spécificités comme la prise en compte d'aspects incertains dans les données, de la consommation de l'énergie et l'impact environnemental dans les problèmes d'ordonnancement, la présence de plusieurs agents dans le processus de décision en théorie des jeux et en choix social computationnel... L'axe CAGDO est naturellement situé à l'interface avec le GDR IM et notamment les groupes de travail "Complexité et algorithmes (CoA)" et "Graphes". Des chercheurs de l'axe CAGDO et des chercheurs de groupes CoA et Graphes participent régulièrement dans des projets de recherche communs. Par ailleurs, l'axe CAGDO a des fortes interactions avec des chercheurs du GDR IA, à travers

de projets communs nécessitant la résolution efficace de problèmes d'optimisation et de décision liés au choix social.

2.4.9 Equipes impliquées dans les unités CNRS

DI ENS (DYOGENE, SIERRA, TALGO), **G-SCOP** (OC, ROSP), **IRIF** (TAG), **LAAS** (ROC), **LABRI** (CA), **LAMSADE** (OCA), **LIMOS** (MAAD), **LIP** (MC2), **LIP6** (RO), **LIPN** (AOC), **LIRIS** (GOAL), **LIRMM** (MAORE,ALGCO), **LIS** (ACRO), **LIX** (ALCO), **LRI** (A&O, GALAC),

2.5 REST : Réseaux, Energie, Services, Transports

Equipe d'animation

Dominique Feillet (LIMOS, UMR 6158), Yannick Kergosien (LIFAT/ROOT, ERL 7002), Sandra Ulrich Ngueveu (LAAS, UPR 8001), Nancy Perrot (ORANGE), Sonia Vanier (SAMM)

L'axe Réseaux, Energie, Services et Transports considère les problèmes de décision et d'optimisation qui se modélisent par l'intermédiaire d'un réseau physique : de l'information circule dans un réseau informatique, des passagers ou des biens se déplacent dans un réseau de transport ou une chaîne logistique, de l'électricité est distribuée dans un réseau "smart grid", des patients sont orientés dans un réseau de soins, etc. Ces modèles ont en commun un objet mathématique : le graphe qui fait l'objet de recherches propres en termes d'optimisation et d'aide à la décision dans l'axe CAGDO mais à qui ici est attaché des informations supplémentaires propres au domaine d'application considéré, concernant notamment la dynamique du système, et qui nécessitent des algorithmes spécifiques. Dans le projet du GDR RO, cet axe vise à regrouper les recherches concernant les réseaux d'information, d'énergie, de services et de transports. On distingue les problèmes de conception de réseaux des problèmes d'exploitation d'un réseau existant. Sur le plan méthodologique, l'axe développe l'ensemble des méthodes des axes OM, MH2PPC et DMEI en les spécialisant pour les systèmes considérés.

2.5.1 Conception de réseaux

Ce thème regroupe les problèmes de conception de réseaux logistiques, de transport de biens et de personnes, de distribution d'énergie, de télécommunications. Au cœur de cette famille de problèmes se trouve un des problèmes emblématiques de la Recherche Opérationnelle : le problème de localisation de facilités (ou d'entrepôts). A partir d'un ensemble possible de site pour installer des entrepôts et d'un ensemble de clients ayant une demande pour un ou plusieurs produits et une localisation, quels entrepôts installer pour acheminer les produits au moindre coût ? De multiples variantes et complications de ce problème NP-difficile ont été définies afin de s'adapter aux nombreuses applications modernes : localisation d'entrepôts pour réseaux logistiques multi-couches, allocation optimale de relais pour des réseaux de télécommunication, etc. La question de sécurité dans les réseaux est devenue primordiale, donnant naissance à des problèmes plus fortement combinatoires comme la recherche de topologie comprenant des chemins disjoints pour assurer une certaine redondance. La conception de réseaux multi-produits avec congestion étend le concept de capacité du réseau à la notion de congestion qui est une fonction non linéaire du flot. La conception de plans de fréquences dans les réseaux de télécommunication renvoie à

des problèmes fondamentaux de coloration de graphe. Néanmoins dans les réseaux satellitaires, le modèle de coloration atteint ses limites de par la dynamique et les contraintes d'interférences complexes. D'autre part, la considération de localisation des faisceaux des antennes de manière à couvrir des utilisateurs, associe coloration de graphe et problèmes de localisation. Une approche plus réaliste de conception de réseau consiste également à dissocier le concepteur du réseau de ses utilisateurs, qui vont répondre à une conception par leur propre optimisation. On obtient a minima une approche bi-niveau par exemple avec des utilisateurs qui répondent par une recherche de plus court chemin, et plus généralement des approches d'optimisation multi-agents si les réponses dépendent de l'utilisateur.

L'émergence des techniques de virtualisation des réseaux ont pour objectif de rendre possible une gestion fine et centralisée des ressources créant ainsi de nouvelles problématiques d'optimisation des réseaux de télécommunications. Tel est le cas pour les réseaux définis par logiciels (SDN), les réseaux Ad Hoc incluant des objets connectés (IoT), les nouvelles offres de services des infrastructures Cloud et les problèmes de sécurité des données qui en découlent. Ce thème fait l'objet d'interactions avec l'axe OPA.

2.5.2 Routage, acheminement et tournées

Une fois le réseau défini, la RO fournit également les outils pour l'exploitation de ce réseau. Les problèmes de multiflots considèrent l'acheminement dans un réseaux de différents produits, qui sont en général NP-difficiles sauf pour des arbres orientés. Si la caractérisation de la complexité de ces problème est bien identifiée, des méthodes de résolution efficaces pour ces problèmes difficiles restent à mettre en place notamment en raison de la taille du réseau, ce qui a été récemment abordé par des techniques d'agrégation et de programmation mathématique. L'autre famille de problèmes considérés plus particulièrement dans ce thème est constituée des différentes variantes des problèmes de tournées de véhicules et d'extensions du problème du voyageur de commerce. Le problème de base consiste à affecter des tournées à un ensemble de véhicules de sorte que les tournées partent et reviennent au dépôt et qu'elle visitent l'ensemble des clients. On distingue ensuite les problèmes avec et sans capacité, de ramassage et de livraison, avec synchronisations, gestion des stocks chez les clients, etc. Différents objectifs sont considérés : distance totale, coûts de transport, coûts environnementaux. Les avancées algorithmiques importante dans le problèmes tant en programmation mathématique (méthodes de séparation et de génération de coupes spécialisées, approches de décomposition par génération de colonnes ou méthode de Benders), qu'en métaheuristiques et approches hybrides permettent aujourd'hui d'envisager la résolution de problèmes de tournées intégrés au sein de problèmes plus complexes, comme par exemple ordonnancement de la production et tournées ou affectation des horaires de travail des chauffeurs et tournées. Des travaux récent visent à intégrer différents critères d'équité dans la réalisation des tournées que ce soit en termes d'équilibre de livraison des clients ou de nature de la tournée pour les chauffeurs. Des questions d'intégration des concepts de théorie des jeux et d'optimisation multi-agents évoquées pour le problème de conception se posent également pour la confection des tournées sur un réseau partagé par plusieurs acteurs d'une chaîne logistique par exemple. Enfin, si les tournées de véhicules étaient traditionnellement réalisées sur un distancier obtenu en calculant des plus courts chemins dans le réseau réels, la prise en compte de critères selon la nature de l'itinéraire (dangerosité, intérêt touristique,...) tend à favoriser les approches calculant des tournées sur les réseaux routiers réels, ce qui aboutit à des problèmes de très grande taille posant encore de grands défis computationnels.

L'évolution des technologies nécessite le développement de nouveaux modèles et de méthodes. La géolocalisation précise des véhicules autorise la replanification des tournées en quasi-temps réel. La planification et la prise de décision pour le transport dans les smart cities : transport en commun, transport ferroviaire, gestion de trafic urbain, véhicules autonomes et/ou électriques pose de nouvelles questions : l'étude des réseaux avec décentralisation / distribution des décisions comme pour le cas des véhicules autonomes, où des problématiques de théorie des jeux et d'optimisation multi-agents se retrouvent encore, avec des interactions évidentes avec l'axe DMEI.

2.5.3 Réseaux énergétiques

Des recherches ayant émergé ces dernières années et ayant vocation à se poursuivre, considère l'optimisation et l'aide à la décision pour les réseaux énergétiques. Ces recherches concernent la planification de la production du réseau électrique national (où de sous-régions comme les vallées hydro-électriques, voire de micro-réseaux) avec des contraintes spécifiques sur les possibilités de stockage, les incertitudes sur la demande et la météo. Ces problèmes sont généralement traités par la programmation mathématique et l'optimisation robuste ou stochastique selon la considération des incertitudes. La complexité de telles planification s'est accrue ces dernières années avec l'intégration des sources intermittentes d'énergie et des marchés de l'énergie dérégulés. Des approches basées sur la théorie des jeux pour modéliser notamment les offres de prix de différents acteurs ont créé de nouveaux problèmes algorithmiques. Les réseaux multi-fluides regroupent les problématiques liées à une gestion optimale de réseaux électriques, gaz, hydrogène connectés entre eux par différents appareils comme les piles à combustible ou les électrolyseurs. Des liens avec l'action transverse sur le développement durable 2.7.3 sont visés avec par exemple la gestion optimale des réseaux de distribution hydraulique sous contraintes environnementales.

2.5.4 Réseaux de Services

L'augmentation de la demande en aide aux seniors, les services à domicile et la rationalisation des systèmes de santé ont provoqué un essor des recherches en relation avec les réseaux de service, notamment au sein du parcours de santé. L'axe REST a pour objectif de poursuivre le développement de modèles et de méthodes pour la résolution des problèmes émanant de ces réseaux de service. Par exemple, le transport sanitaire est une activité soumise à de nombreuses contraintes spécifiques liées à la qualité des services médicaux : les délais de réponse, la permanence des soins sur un territoire, la qualification des équipages et des équipements embarqués (adéquats et stérilisés si besoin), etc. Ces contraintes sont pour la plupart réglementées tout comme le mode de paiement par le patient ou une entité tierce (assurance privée ou instance publique). Les réglementations diffèrent d'un pays à l'autre voire d'une région à une autre. Les algorithmes de planification de transport sanitaire nécessitent donc d'être adaptés à ces coûts et contraintes spécifiques. D'autres exemples considèrent l'affectation des patients à des consultations de médecins qui nécessite d'intégrer priorités cliniques et l'évolution imprévue des maladies, et la périssabilité des produits à administrer.

2.5.5 Interactions au sein de l'axe

Des interactions au sein de l'axe sont multiples, en premier lieu avec les problématiques d'intégration de la conception et d'acheminement dans les réseaux. De même les problèmes de conception et d'ex-

exploitation de réseaux considérés dans les deux premiers thèmes se retrouvent en tout ou partie dans les thèmes spécifiques aux réseaux électriques et de service.

2.5.6 Interactions avec d'autres axes

L'intégration du transport et de l'ordonnancement, par exemple en production manufacturière, aboutit à des interactions entre l'axe REST et l'axe OPA avec la mise en œuvre de méthode de décomposition présentée dans l'axe OM. Par ailleurs des interactions avec l'axe OPA sont visées, autour de la problématique de l'ordonnancement et de la planification pour les grands systèmes distribués. Des interactions avec l'axe DMEI autour de la décision décentralisée liée aux acteurs de la chaîne logistique ou à l'autonomie des véhicules ont été évoquées plus haut. L'axe REST est évidemment concerné par les actions transverses "Données, Apprentissage" et "Robustesse". Par la première action transverse, il s'agit à la fois de proposer une meilleure intégration des données de transport notamment dans le cadre de planifications sur les réseaux réels mais aussi d'intégrer des méthodes d'apprentissage aux algorithmes de résolution. Pour la seconde, il s'agit de toutes les approches d'intégration de l'incertitude dans les problèmes d'optimisation dans les réseaux, avec également un lien particulier sur les approches d'évaluation de performance mises en œuvre dans l'axe DMEI.

2.5.7 Interactions avec d'autres GDR

Le lien avec le GDR MACS autour de l'optimisation pour les systèmes de santé (groupe de travail GISEH du GDR MACS) est à maintenir. De même les problématiques Réseaux sont à considérer étroitement avec le GDR RSD. Notamment, certains membres du GDR RO travaillant dans l'optimisation pour les réseaux de télécommunication sont également très impliqués dans RSD.

2.5.8 Equipes impliquées dans les unités CNRS

CRAN (ISET), **CRISTAL** (BONUS, ORKAD, SOL), **FEMTO-ST** (OMNI), **G-SCOP** (ROSP,GCSP), **HEUDIASYC** (SCOP), **I3S** (MDSC), **IMB** (OPTIMA), **IMS** (PSP), **IRISA** (DYONISOS), **IRIT** (RMES), **LAAS** (ROC,SARA), **LAB-STICC** (DECIDE), **LAMIH** (OM), **LAMSADE** (OCA), **LIFAT** (ROOT), **LIMOS** (ODPS), **LIP6** (RO), **LIPN** (AOC), **LIRMM** (MAORE), **LIX** (ALCO), **LORIA** (OPTIMIST), **LRI** (GALAC, ROCS), **LS2N** (OGRE,TASC,SLP).

2.6 OPA : Ordonnancement, Planification et Applications

Équipe d'animation

Jean-Charles Billaut (LIFAT/Tours, ERL 7002), Alix Munier (LIP6, UMR 7606), Nabil Absi (LIMOS, UMR 6158), Safia Kedad-Sidhoum (CEDRIC), Jean-Marc Nicod (FEMTO-ST, UMR 6174).

L'axe OPA (Ordonnancement, Planification et Applications) est concerné par l'étude et la résolution des problèmes de planification, d'ordonnancement avec prise en compte de ressources limitées. Dans l'organisation temporelles d'activités en vue de l'atteinte d'un certain but, la planification consiste à répondre aux questions de quelles activités vont être exécutées parmi un ensemble d'activités possibles et

par quels moyens dans le cas où plusieurs façons de réaliser l'activité sont possibles. L'ordonnancement est l'étape suivante qui détermine à quel moment précis les activités déterminées par la planification seront réalisées et donne ainsi un calendrier de mobilisation des ressources nécessaires à cette réalisation en tenant compte des conflits d'utilisation de ces ressources et de leur capacité limitée. Dans les deux problèmes, des objectifs de maximisation de profit / minimisation de coûts, de tenue de délais, d'équilibre ou de parcimonie dans l'utilisation des ressources sont présents. Il s'agit de problèmes d'optimisation discrète ou mixte très spécifiques qui sont en fait présents, à quelques variations près, dans de multiples applications, d'où la création de la théorie de l'ordonnancement. On trouve par exemple la planification et l'ordonnancement de la production de biens ou de services, de projets, des procédés, des systèmes électroniques ou informatiques : de l'ordonnancement pour la conception de circuits intégrés à la planification pour les grands systèmes distribués. Les problèmes d'ordonnancement comprennent souvent, hormis le séquençement et la datation des tâches, des sous-problèmes de type partitionnement (affectation des tâches à un ensemble de ressources), de placement (de type bin-packing) pour les capacités limitées des ressources, de coloration pour les incompatibilités d'exécution des tâches, etc. Nous décrivons ci-dessous les thèmes principaux de cet axe puis les interactions avec les autres axes et les autres GDR.

2.6.1 Ordonnancement et Industrie 4.0

L'Industrie du Futur, aussi désignée sous le nom de Smart Manufacturing, est un paradigme qui prône l'intégration complète du processus de production, de la conception à la fabrication, et de sa chaîne logistique en un seul système collaboratif, capable de répondre instantanément à des fluctuations de la demande, des besoins utilisateurs ou de l'environnement logistique. L'Industrie du Futur mobilise fortement la société du fait des nombreux enjeux liés au maintien de l'industrie sur les territoires, la préservation de l'environnement et de l'emploi. Dans ce contexte, les approches d'ordonnancement sont nécessairement conduites par les données. D'une part, la disponibilité des données provenant de différentes sources de manière globale permet aujourd'hui de modéliser finement des contraintes à la fois complexes et flexibles et d'intégrer l'ordonnancement au sein de processus plus globaux de décisions dans l'entreprise : planification et ordonnancement de la production, planification de personnel, maintenance, transport. Aux modèles classiques de type atelier (job-shop, flow-shop et open-shop) utilisés dans les années 1980-2010, se substituent des modèles mixtes, intégrant des ressources complexes et se rapprochant des problèmes d'ordonnancement de projet à ressources limitées (Resource-Constrained Project Scheduling). D'autre part, la mise à jour de ces données en quasi temps réel, qu'elles proviennent du suivi de production ou en externe des nouvelles demandes des clients ou des fournisseurs impose plus de réactivité aux algorithmes de planification et d'ordonnancement, avec la nécessaire recherche pour chaque actualisation d'un compromis entre stabilité et optimisation des solutions. On parle ainsi d'ordonnancement dynamique ou réactif, voire proactif ou robuste lorsque la solution de départ anticipe les futures mises à jour. Troisièmement, la mise en commun facilitée de données entre différents acteurs économiques ou au sein de différents départements d'une même entreprise pose le problème de décision collaborative faisant intervenir plusieurs objectifs potentiellement antagoniste. Des voies de recherches intégrant optimisation multiobjectif, théorie des jeux et ordonnancement multi-agents sont ouvertes. Enfin, la précision et la multiplicité des données permet d'alimenter des modèles d'apprentissage et/ou de simulation à événements discrets qui peuvent être avantageusement couplés à l'optimisation.

2.6.2 Planification/lot sizing

La planification de la production et en particulier le problème de détermination des tailles de lots (lot-sizing) qui permet de gérer de manière optimale les stocks de produits en fonction des demandes dynamiques, a fait l'objet de nombreuses recherches, notamment de par la difficulté du problème avec capacité CLSP (Capacitated Lot Sizing Problem). Des études de complexité selon la structure des coûts de stockage, de production (possiblement non linéaires) et la présence de setups (nécessaires pour reconfigurer l'atelier lors d'un changement de type de produits) ont été menées avec des résultats fondamentaux comme la détermination de structures de solutions dominantes et la proposition pour les problèmes NP-difficiles d'approches basées sur la programmation dynamique, la programmation linéaire en nombres entiers et la relaxation lagrangienne. Les nouveaux enjeux de l'Industrie 4.0 présentés au paragraphe précédent introduisent d'autres contraintes ou d'autres fonctions de coûts, par exemple sur les émissions de carbone, le remanufacturing et les fenêtres de temps. Ainsi d'autres approches voient le jour : matheuristiques ou approches de programmation par contraintes. La définition de contraintes globales de Lot-Sizing est une voie intéressante pour l'intégration de la planification à d'autres fonctions dans l'entreprise : la boucle planification/ordonnancement de la production, ou encore l'intégration de la planification et du transport des marchandises peuvent être abordées par des approches de décomposition.

2.6.3 Ordonnancement, placement, allocation de ressources pour la conception de systèmes intégrés

Une application émergente visée par l'axe OPA est issue de la constatation que le quotidien de chaque individu ou organisation est désormais concerné par du calcul massif sur divers systèmes sur puce. La conception, le test et l'exploitation de systèmes intégrés sur puce nécessite de résoudre plusieurs problèmes d'optimisation combinatoire dont beaucoup sont proches de problèmes de placement (de type bin packing), de partitionnement et d'ordonnancement, avec des objectifs visant la minimisation des coûts, la maximisation des performances et la minimisation de la consommation d'énergie. C'est le cas par exemple des problèmes de tests de mémoires des circuits intégrés VLSI, de l'ordonnancement de tâches sur architectures partiellement reconfigurables (FPGA), du placement des cellules dans la conception de circuits intégrés, des problèmes de compilation et de déploiement d'application sur des architectures hautement parallèles. La difficulté des problèmes d'ordonnancement et d'allocation de ressources sous-jacents à ce type de systèmes provient de la tendance à y associer des composants hétérogènes, chaque composant étant mieux qualifié pour traiter une partie de l'application concernée. C'est pourquoi beaucoup d'heuristiques et de metaheuristiques sont proposées pour les résoudre. La conception de méthodes exactes et d'algorithmes d'approximation à garantie de performance constitue un défi à relever.

2.6.4 Ordonnancement et planification pour les grands systèmes distribués

Le pilotage de grands systèmes informatiques distribués comme les centres de données, les réseaux de serveurs de calcul, le cloud computing, nécessite depuis leur apparition une optimisation de l'utilisation des ressources (espace, énergie...). Mais l'avènement de l'internet des objets et des bâtiments intelligents démultiplie les possibilités de configuration, par exemple en distribuant les serveurs de calcul dans un bâtiment pour traiter les données au plus près de leur production et leur utilisation avec le edge computing. La planification et l'ordonnancement pour de tels systèmes revêt une importance cruciale pour

équilibrer les charges et réduire la consommation énergétique. Un aspect important est la virtualisation avec la problématique d'affectation des machines virtuelles aux machines physiques et dans un contexte dynamique d'ordonnancement des migrations nécessaires à l'équilibrage des charges ou à la préparation des maintenances. L'ordonnancement de tâches dans les plateformes de calcul à hautes performances avec migrations de et vers le cloud est un autre exemple. Comme pour les systèmes intégrés, la minimisation de la consommation d'énergie est un objectif maintenant omniprésent. La gestion des incertitudes, notamment liée à la demande en est un autre, d'où la participation de l'axe OPA à l'action transverse "Robustesse". Une voie importante de recherche visée par l'axe OPA est l'impact de l'ordonnancement du partage des ressources sur le cloud distribué pour le calcul parallèle, qui a récemment obtenu un grand succès pour la résolution parallèle de SAT par des approches portfolios.

2.6.5 Programmation linéaire, programmation par contraintes et SAT : vers des algorithmes hybrides d'ordonnancement

Les problèmes d'ordonnancement de type disjonctifs ou cumulatif ont toujours été la cible privilégiée d'approches de programmation linéaire en nombre entiers (PLNE). Le nom même de "programmation" linéaire provient d'ailleurs du sens militaire synonyme de planification ou d'ordonnancement, objet de la conception de la programmation linéaire par Georges Dantzig. Pourtant, du fait de la présence de ressources exclusives, ne pouvant exécuter qu'une tâche à la fois qui se représente par une disjonction de contraintes linéaires, la résolution de problèmes d'ordonnancement par la PNLE reste aujourd'hui limitée à des problèmes de taille modestes et fait l'objet de recherches actives, notamment d'études polyédrales et de décompositions pour améliorer les formulations existantes. En parallèle, la résolution des problèmes d'ordonnancement a contribué au succès de la programmation par contraintes (PPC), grâce au départ à de célèbres algorithmes de filtrage développés en France et dédiés au problème à une machine avec fenêtre de temps, puis aux problèmes cumulatifs. De nombreux algorithmes développés par les chercheurs français sont intégrés au meilleur solveur actuel de problèmes d'ordonnancement (CPOptimizer d'IBM nouveau nom du produit initialement français ILOG scheduler). Sur la résolution exacte des problèmes difficiles, la programmation par contraintes a été longtemps considérée comme la meilleure alternative, plus apte à gérer la non convexité des contraintes disjonctives et cumulatives. Mais récemment des avancées impressionnantes dans les approches de décomposition mathématique permettent aux approches de type Branch& X de résoudre des problèmes d'ordonnancement autrefois hors d'atteinte. Dans un autre domaine, les méthodes basées sur les principes de solveurs SAT ont obtenu également de grandes réussites. Mais pour relever les défis posés par les applications de l'Industrie 4.0, les systèmes intégrés et distribués mentionnés plus haut d'optimisation réactive à grande échelle, ces approches d'optimisation monolithiques atteignent toutes aujourd'hui leurs limites. L'axe OPA, en coordination avec les axes OM et MH2PPC a pour but non seulement de continuer à faire progresser les modèles et les algorithmes de PLNE, PPC et SAT pour l'ordonnancement mais d'en comprendre les similarités et différences structurelles pour aboutir à des méthodes exactes ou approchées hybrides efficaces pour relever ces défis.

2.6.6 Interactions avec les autres axes et les actions transverses

Le lien étroit avec les axes OM et MH2PPC pour la résolution par des méthodes exactes et approchées des problèmes d'ordonnancement difficiles vient d'être évoqué. L'intégration de l'ordonnancement

et du transport au sein de la chaîne logistique donne lieu à des interactions fortes avec l'axe REST. L'axe CAGDO concerne tous les thèmes de l'axe OPA puisque la théorie de l'ordonnancement est à l'origine de nombreux résultats d'approximation polynomiale, d'algorithmique online et de complexité paramétrée. De nombreux problèmes d'ordonnancement restent encore ouverts en terme de complexité et les tendances dans les applications industrielles évoquées plus haut (décentralisation, traitement rapide de données, minimisation de l'énergie, parallélisation massive) fournissent en effet régulièrement de nouvelles variantes à explorer. Des liens avec l'axe DMEI sont également très présents du fait d'une part des aspects décentralisés (collaboratifs ou non) des décisions d'ordonnancement faisant intervenir à la fois l'optimisation multi-objectif et la théorie des jeux. D'autre part, la prise en compte des incertitudes en ordonnancement et planification est un domaine très actif, notamment en ordonnancement stochastique. Le lien avec l'action transverse "Robustesse" est à développer, l'application des différentes approches d'optimisation robuste à l'ordonnancement et à la planification étant beaucoup plus récente. Nous montrons dans la description de l'action transverse "Données et Apprentissage" comment les approches d'apprentissage automatique interagissent avec les recherches en ordonnancement. Enfin nous avons évoqué à plusieurs reprises les aspects énergétiques dans les contraintes et les coûts des problèmes d'ordonnements considérés, ce qui crée évidemment une forte participation de l'axe à l'action transverse "Énergie et Développement durable".

2.6.7 Interactions avec les autres GDR, l'industrie et les collectivités territoriales

L'axe OPA est un lieu important d'échange avec le pôle STP du GDR MACS. Il sera pertinent de reconduire les actions communes (groupe de travail) sur le thème de l'ordonnancement de la production au sein de l'Industrie 4.0, en particulier pour les approches intégrant optimisation et simulation à événements discrets. Sur l'ordonnancement et l'allocation de ressources dans les systèmes intégrés des liens forts seront à maintenir avec l'axe thématique méthodes et outils de conception, simulation, évaluation et vérifications des systèmes du GDR SOC2. Sur l'ordonnancement et la planification dans les grands systèmes distribués, des actions communes devront être menées avec le GDR RSD. Comprenant une forte composante applicative l'axe est en relation étroite avec l'industrie manufacturière avec des participations aux différentes actions des grandes entreprises (Renault, Airbus, Michelin,...) et des PME. Des collaborations avec les éditeurs de logiciels (IBM, LocalSolver) sont également fructueuses. Cet axe peut également proposer des outils et des méthodes dans l'organisation des collectivités territoriales et autres services sociaux comme les systèmes de santé.

2.6.8 Equipes participant à l'axe dans les unités CNRS

CRAN (Equipe ISET), **CRISTAL** (Equipe OSL), **FEMTO-ST** (Equipes PHM, OMNI), **G-SCOP** (Equipes ROSP, GCSP), **HEUDIASYC** (Equipe SCOP), **IMB** (OPTIMA), **IMS** (PSP), **LAAS** (ROC, SARA), **LAB-STICC** (DECIDE), **LAMIH** (OM), **LAMSADE** (OCA), **LIFAT** (ROOT), **LIG** (DATAMOVE), **LIMOS** (MAAD, ODPS), **LIP6** (ALSOC, RO), **LIRMM** (MAORE), **LIS** (MOPS), **LIX** (ALCO), **LORIA** (OPTIMIST), **LS2N** (SLP, PSI), **TIMA** (CDSI)

2.7 VSAT Veille Scientifique et Actions Transverses

Equipe d'animation

Céline Gicquel (LRI, UMR 8623), Michael Poss (LIRMM, UMR 5506), Jérôme Malick (LJK, UMR 5254), Axel Parmentier (CERMICS), Denis Trystram (LIG, UMR 5217)

2.7.1 Données, Apprentissage Automatique et Optimisation

L'axe de veille scientifique se concentrera sur les évolutions majeures que connaissent actuellement la recherche opérationnelle et l'apprentissage automatique dans le but d'exploiter les quantités de données rendues accessibles par les nouvelles technologies de l'information et de la communication (NTIC). En effet, le développement des systèmes d'information a démultiplié la quantité de données accessibles, ouvrant de nouveaux champs d'applications aux mathématiques de la décision et de nouvelles perspectives sur leurs applications traditionnelles. Historiquement, la recherche opérationnelle s'est attachée à développer des outils pour traiter l'aspect combinatoire intrinsèque aux problèmes de décisions. Par ailleurs, les données rendues accessibles par les NTIC étant abondantes, parfois parcellaires, et souvent aléatoires, l'apprentissage automatique est la discipline adéquate pour le contrôle de l'incertitude dans leurs traitements. Cette double difficulté statistique et combinatoire pousse au développement de nouvelles approches mathématiques qui utilisent de manière concomitante des outils de la recherche opérationnelle et de l'apprentissage automatique, et les interactions entre ces deux disciplines semblent donc être appelées à se multiplier dans les prochaines années, tant dans l'industrie que dans le monde académique. La veille scientifique prêtera notamment une attention particulière à deux domaines de recherche aux frontières des deux disciplines : les problèmes de décisions "data-driven", pour lesquels il est crucial de développer des approches efficaces à la fois du point de vue statistique et du point de vue computationnel, et les nouvelles techniques d'optimisation bénéficiant simultanément des avancées récentes dans les deux disciplines.

Problèmes de décisions data-driven nécessitant de faire appel aux deux disciplines de manière conjoints. Les problèmes de décisions data-driven visent à prendre les « meilleures » décisions possibles sur un système sur lequel on ne dispose pas de modèles, ou seulement d'une modélisation parcellaire, mais sur lequel on possède un grand nombre de données. L'approche classique en optimisation stochastique consiste à utiliser les données pour identifier un modèle, puis à optimiser le problème résultant. L'explosion du volume de données disponibles incite à explorer des approches par apprentissage stochastique.¹ En effet, l'abondance de données permet l'utilisation de modèles statistiques qui caractérisent de manière plus fine le comportement du système, et donc de prendre de meilleures décisions.

Ces nouvelles perspectives questionnent la pertinence de l'approche habituelle, qui est d'identifier un modèle puis de l'optimiser.² En effet, une difficulté spécifique à la modélisation des problèmes d'op-

1. Comme évoqué dans la présentation de l'axe DMEI, les liens entre l'apprentissage automatique et l'optimisation stochastique sont à renforcer

2. Une seconde raison est la suivante. Dans les problèmes de contrôle optimal stochastique, la méthodologie habituelle (modéliser puis optimiser) nécessite de résoudre en temps réel (online) des problèmes d'optimisation. La nécessité industrielle de prendre des décisions de plus en plus rapidement, voire à la volée, ne donne plus le temps pour procéder à ces optimisations. Ceci rend pertinent les techniques d'apprentissage par renforcement, avec des applications en réseaux, en gestion de la

timisation stochastique vient de la nécessité d'intégrer à la formulation des modèles des incertitudes sur les variables stochastiques du problème. Compte tenu des bases de données existantes et de l'essor des techniques d'apprentissage automatique, il paraît intéressant de faire appel à des outils de ce type pour construire de meilleurs modèles des variables aléatoires intervenant dans la situation considérée. Il est important d'insister sur le fait que la complexité et la structure des modèles d'incertitudes issus de la phase d'apprentissage ont une incidence sur la forme et la difficulté du problème d'optimisation à résoudre, car trouver la *meilleure solution* à un problème d'optimisation stochastique nécessite de pouvoir évaluer efficacement la *qualité d'une solution*, ce qui correspond au calcul d'une fonctionnelle de probabilité (espérance d'une fonction de coût, mesure de risque, moments, etc) dont le calcul est plus difficile, voire intractable pour les modèles complexes. Bien qu'il soit naturel (et habituel) d'envisager les questions de modélisation des incertitudes et de modélisation du problème d'optimisation de façon séparée et que cette approche à l'avantage d'une certaine modularité qui est souvent bienvenue pour la mise en œuvre dans un contexte industriel, une inspection plus précise des formulations à considérer, ainsi que l'expérience acquise sur les problèmes de décision structurés en apprentissage montre que les deux problèmes gagnent nettement à être considérés conjointement, sous peine d'avoir à considérer un problème d'apprentissage intractable statistiquement suivi d'un problème d'optimisation intractable computationnellement. Plusieurs travaux récents, avec notamment des applications à la maintenance prédictive, montrent qu'un certain nombre de techniques développées en apprentissage pour formuler et résoudre des problèmes d'optimisation structurés en présence d'incertitudes sont généralisables dans une certaine mesure à certains problèmes d'optimisation stochastique en recherche opérationnelle.

Ces travaux récents soulignent également les challenges liés au développement de telles approches. En particulier, un champs de recherche important est la modélisation du risques dans les problèmes data-driven. En effet, une modélisation appropriée des processus et de l'attitude vis-à-vis du risque dans les problèmes de recherche opérationnelle donnent lieu à des mesures de risque comme la CVaR dans la fonction objectif, des contraintes en probabilité sur les solution admissibles et des couplages non linéaires entre les variables aléatoires du problèmes qui apparaissent rarement dans les formulations utilisées en apprentissage. En conséquence, les outils de l'apprentissage automatique ne s'appliquent pas directement à ces problèmes, et un champs de recherche émergent s'attache à développer s'appuyant à la fois sur les techniques de l'apprentissage automatique, de la recherche opérationnelle et de l'optimisation stochastique. En particuliers, les approches distributionnellement robuste donneront lieux à des interactions avec l'axe "robustesse".

Fertilisations croisées entre l'apprentissage automatique et la recherche opérationnelle

Tant dans un sens que dans l'autre, les interactions entre recherche opérationnelle et apprentissage automatiques se sont révélées fécondes, et la veille scientifique restera donc attentive aux possibles fertilisations croisées.

Outils combinatoires pour l'apprentissage automatique. Une part significative de l'explosion récente du domaine de l'apprentissage automatique peut être mise au crédit de l'évolution de la meilleure intégration de méthodes algorithmiques ayant permis le passage à une échelle supérieure. Nous pensons bien sûr aux méthode d'optimisation continue en apprentissage structuré, mais aussi à l'optimisation discrète. Par exemple un certain nombre de problèmes d'apprentissage se formulent naturellement en production manufacturière ainsi qu'en production, consommation et stockage de l'énergie.

termes de fonctions sous-modulaires, comme par exemple le placement optimal de capteurs en présence d'incertitude, certaines formulations d'apprentissage actif ou l'apprentissage de fonctions constantes par morceaux sur \mathbb{R}^n . Si changement de paradigme il y a, celui-ci n'implique donc pas l'obsolescence des modèles mathématiques ou logiques, mais plutôt le déport de leur champ d'application vers des problèmes plus fondamentaux, comme par exemple le calcul des poids d'un réseau de neurones minimisant l'erreur. Par ailleurs, la mise en modèle de l'apprentissage automatique peut permettre de résoudre certains des verrous scientifiques du domaine y-compris ceux identifiés pour l'application de cet apprentissage au sein de méthodes de décision et d'optimisation évoquée plus haut.³

Perfectionnement d'algorithmes d'optimisation par la communauté apprentissage. Si de nombreuses méthodes d'optimisation pour les statistiques trouvent leur origine en recherche opérationnelle et optimisation, la communauté de l'apprentissage a profondément renouvelée certaines d'entre elles, et la recherche opérationnelle peut en tirer partie. Par exemple, les techniques de gradient conditionnel autrefois très utilisées en recherche opérationnelle puis abandonnées au profit des méthodes de points intérieurs ont connu une renaissance ces dernières années en apprentissage, avec un certain nombre d'amélioration proposées, et produisent des algorithmes qui sont aujourd'hui l'état de l'art pour les problèmes de décisions structurées, comme par exemple les algorithmes de gradient conditionnel par bloc stochastiques. Ces nouvelles techniques sont pertinentes pour un certain nombre de problèmes en recherche opérationnelle ayant une structure similaire.

Outils d'apprentissage pour l'optimisation combinatoire. Les progrès récents réalisés en apprentissage automatique ouvrent un champ de recherche sur l'utilisation de techniques d'apprentissage au sein d'algorithmes de recherche opérationnelle. Des progrès récents s'appuient sur des techniques d'apprentissage pour la calibration automatique d'algorithmes d'optimisation combinatoire. De manière plus intégrée, le remplacement de composants d'optimisation, généralement heuristiques, par des techniques de traitement statistique des données est un domaine très actif en optimisation combinatoire. En effet, au sein d'un algorithme d'optimisation combinatoire, de nombreuses décisions heuristiques doivent être prises. Les techniques actuelles s'appuient sur l'intuition d'experts et sur des heuristiques coûteuses en temps de calcul. Or, ces décisions sont prises en considérant l'instance en cours de résolution et l'état du solveur, c'est à dire des données abondantes et en grandes dimension pour le traitement desquelles les techniques d'apprentissage récentes sont particulièrement adaptées. De nombreux travaux très récents s'attachent

3. Par exemple, les réseaux de neurones binaires, ou les forêts d'arbres décisionnels profonds⁴ peuvent se concevoir avantageusement comme des problèmes d'optimisation combinatoire. Ainsi, la modélisation du réseau appris par une formule logique a permis, grâce aux algorithmes efficaces pour la satisfiabilité booléenne, de vérifier la robustesse de réseaux de neurones par rapport à des entrées bruitées de manière antagoniste. De manière similaire, la même formule qui représente une fonction apprise permet de classer, ou de générer des exemples, en fixant ou contraignant les entrées dans un cas, et les sorties dans l'autre. Mais le recours à un modèle permet à cette classification, ou génération, d'être contrainte de façon arbitraire. Des contraintes peuvent également être utilisées lorsque ce n'est pas le réseau appris qui est mis en modèle, mais la tâche d'apprentissage. Dans ce cas, il est nécessaire de s'assurer que la fonction apprise ne possède pas certains biais par rapport à des attributs potentiellement sensibles, comme le genre ou l'origine ethnique. Les avancées algorithmiques de la satisfiabilité booléenne, la satisfiabilité modulo théories, la programmation par contraintes, ou la programmation mixte en nombres entiers (axes OM et MH2PPC) d'étendre substantiellement le champ d'application de ces techniques à ces problématiques. En relation avec l'axe DMEI, les acteurs de la recherche et de l'industrie sont de plus en plus intéressés par la proposition de modèles multi-objectifs dans la résolution de problématique d'apprentissage ou de machine learning. Un domaine en émergence est notamment l'AutoML qui peut être vu comme un problème d'optimisation multicritère où simultanément sont à optimiser la (les) qualité(s) des méthodes d'apprentissage et le temps de calcul.

donc à remplacer les heuristiques traditionnelles pour prendre ces décisions par des approches statistiques plus standardisées et moins coûteuses en temps de calcul.⁴

Approximation à garantie de performance et Apprentissage En optimisation online (étudiée dans l'axeCAGDO), les données arrivent au fur et à mesure et l'algorithme doit prendre des décisions sans connaissance de cause des données futures. L'interaction entre nos méthodes en RO et les méthodes dites de "bandits" de l'apprentissage multi-agents mériterait d'être renforcée. En effet des prédictions peuvent être extraites des données passées et fournis à l'algorithme sous forme de conseil. Des algorithmes qui suivraient de manière prudente le conseil et auraient des bons comportements même en cas de conseil erroné sont en voie de développement.

4. Par exemple, les méthodes de Branch-and-Bound, la recherche à voisinage étendu ou la recherche arborescente Monte Carlo reposent sur un arbre de recherche sous-jacent (avec les décisions pour sommets et les solutions pour feuilles). Les choix heuristiques liés à l'ordre d'exploration des branches de cet arbre peuvent se voir comme un processus de décision markovien, et la politique optimale peut donc être approchée par apprentissage par renforcement. Une autre voie consiste à apprendre et spécifier progressivement l'objectif que l'on optimise en cours d'optimisation. C'est par exemple le cas quand on optimise une fonction paramétrique dont les valeurs des paramètres ne sont pas encore bien connus (ils peuvent représenter par exemple les poids des critères dans une fonction d'agrégation plus ou moins complexe, voir le thème "élicitation des préférences" de l'axe DMEI). L'apprentissage de ces poids de manière préalable à l'optimisation peut se révéler très coûteux notamment en nombre de questions ou d'information requises, pour être en mesure de spécifier complètement les paramètres. Cependant, pour résoudre une instance donnée, il est beaucoup plus économique de focaliser l'effort de spécification des paramètres sur les seules informations nécessaires pour identifier la solution optimale de l'instance considérée. On développe alors des méthodes d'apprentissage actif, autoadaptatif, qui alternent phases d'apprentissage et d'optimisation pour une résolution plus efficace de l'instance.

2.7.2 DOR : Décision et Optimisation Robuste

La robustesse des décisions prescrites par les approches proposées dans le GDR RO est constamment questionnée dans toutes les applications. Cette action transverse aura pour but de faire interagir les 6 axes sur le thème de la robustesse avec notamment la proposition de méthodes d'optimisation combinatoire et de programmation mathématique pour la résolution de grands problèmes d'optimisation robuste ou stochastique, l'étude des problèmes de complexité soulevés par l'intégration des incertitudes, la robustesse de décisions collaboratives, les approches robustes en ordonnancement, réseaux, transport et services.

Optimisation combinatoire robuste L'optimisation robuste est une variante de l'optimisation mathématique visant à prendre en compte explicitement les incertitudes dans les paramètres du problème sans toutefois utiliser de distribution de probabilité. Néanmoins, l'un des objectifs de l'action transverses est d'aller au delà de la distinction programmation stochastique / optimisation robuste comme il sera précisé ci-dessous. Initialement développés en optimisation continue et en commande, les différents modèles d'optimisation robuste se distinguent essentiellement par la façon dont les valeurs possibles des paramètres incertains sont modélisées : liste de scénarios, intervalles, parallélotopes, polytopes, normes bornées, ellipsoïdes. Les différents ensembles d'incertitudes étant adaptés à différents cas pratiques. En programmation linéaire continue, les approches d'optimisation robuste sont bien maîtrisées et des algorithmes efficaces permettent de traiter la plupart des différents ensembles d'incertitude. L'extension de ces approches à l'optimisation combinatoire n'est pas immédiate et fait l'objet de recherches actives. Une voie de recherche répandue est l'approche par budget d'incertitudes, un cas particulier d'incertitude polyédrales qui permet à la contrepartie robuste de rester dans la même classe de complexité que le problème déterministe, tout en permettant d'obtenir des compromis entre robustesse et performance. L'enjeu est clairement d'obtenir des approches efficaces sur des problèmes de grande taille, notamment en utilisant des méthodes de décomposition et lorsqu'on considère des problèmes d'optimisation robuste multi-étapes, avec pour cela de fortes interactions avec l'axe OM. Par ailleurs l'application de méthodes d'optimisation combinatoire robuste sur des problèmes pratiques de cheminements, de tournées, d'optimisation dans les réseaux (axe REST) ou d'ordonnancement, de planification et de Lot-sizing (axe OPA) est à développer. Sur le plan théorique des représentations plus structurées des ensembles d'incertitudes doivent être considéré, notamment pour prendre en compte les structurations au sein des données des applications réelles.

Programmation stochastique et optimisation robuste aux distributions La programmation stochastique qui considère des problèmes d'optimisation où les paramètres sont décrits par des lois de probabilité est un des modèles stochastiques étudiés dans l'axe DMEI. L'action transverse a pour but de développer des interaction entre les différentes communautés d'optimisation robuste et stochastique en se basant sur la double constatation d'une réelle complémentarité des modèles et d'une certaine convergence des approches de résolution. On distingue traditionnellement deux grandes classes de problèmes stochastiques : la programmation stochastique multi-étapes avec recours d'une part et la programmation sous contraintes en probabilités d'autre part. Dans le premier cas, comme pour l'optimisation robuste, la résolution de grands problèmes d'optimisation stochastiques multi-étapes est efficace pour les problèmes

à variables continues à coûts convexes avec des variantes stochastiques de la méthode de Benders. Mais la résolution en nombre entiers pose de grandes difficultés et des recherches visent à proposer des solutions, comme la méthode de programmation entière dynamique duale stochastique. Dans le second cas, des recherches visent à faire passer à l'échelle la méthode d'approximation de la moyenne des échantillons qui nécessite à l'origine une variable binaire pour chaque scénario, où encore à considérer des contraintes en probabilités jointes pour assurer une minimisation globale du risque. Un autre challenge est la considération de probabilité jointes pour permettre d'assurer une garantie globale. Une convergence de la programmation stochastique et de l'optimisation robuste peut être envisagée via l'optimisation robuste aux distributions, où les incertitudes sont représentées par une famille de distribution de probabilités compatibles avec les données disponibles. Ce concept a été également étendu aux processus de décision markoviens robustes aux distributions, où une politique optimale vis à vis de la distribution adverse est recherchée. Dans ce cas des liens sont à creuser avec l'axe DMEI sur les processus de décision markoviens et avec l'action transverse DAAO de par la proximité avec le problème d'apprentissage par renforcement.

Jeux robustes La gestion des incertitudes revêt une importance particulière en théorie des jeux lorsque les agents disposent d'information incomplètes sur les gains. Dans ce cas les agents utilisent l'optimisation robuste pour compenser leur connaissance incomplète. La théorie des jeux non coopératifs robuste garantit l'existence d'un équilibre robuste mais la question de la calculer notamment pour des jeux possédant une structure combinatoire est un défi computationnel. L'incertitude doit également être considérées dans les jeux coopératifs lorsque les valeurs des coalitions ne sont pas connues avec certitudes.

Robustesse et théorie de la décision dans l'incertain En théorie de la décision dans l'incertain on voit toute décision ou action potentielle comme une fonction définie sur l'espace des états de la nature (discret ou continu) à valeurs continues et on étudie des modèles pour décider entre deux alternatives représentées par deux fonctions quelle est la meilleure compte tenu de l'attitude souhaitée du décideur vis à vis de l'incertitude ou du risque. Si l'espace des états représente les scénarios possibles (par exemple sur les temps de transports dans un réseau) et qu'on associe une fonction à tout arc du réseau, alors la théorie de la décision dans l'incertain fournit des modèles (justifiés axiomatiquement) qui permettent de décider si une solution représentée par cette fonction est meilleure qu'une autre représentée par une autre fonction. Plus généralement, dans un problème d'optimisation combinatoire ou l'on dispose de plusieurs scénarios sur les couts, la théorie de la décision fournit des modèles pour comparer les solutions potentielles en présence d'incertitude. En revanche les modèles décisionnels ne fournissent pas d'algorithme pour déterminer efficacement la solution optimale au sens de ces modèles car les fonctions associées aux solutions (chemin d'un graphe dans l'exemple évoqué ci-dessous) sont définies implicitement et ne peuvent faire l'objet de comparaisons deux à deux. Il faut donc développer des algorithmes d'énumération implicites pour trouver les solutions préférées dans un contexte où plusieurs scénarios créent une combinatoire sur les instances à considérer. Ces aspects algorithmiques relèvent de l'axe DMEI et illustrent la contribution potentielle des modèles décisionnels à l'optimisation robuste.

2.7.3 RO, développement durable et sobriété numérique

Le développement toujours plus important et toujours plus rapide de la société digitale induit une croissance considérable des calculs et des données produites qu'il faut traiter.

Réfléchir sur les pratiques qui optimisent les usages du point de vue de l'impact sur l'environnement est devenu nécessaire à tous les niveaux de la société et en particulier dans le monde de la recherche scientifique. Les outils de la RO peuvent accompagner des enjeux sociaux. Par exemple, la modélisation, conception ou optimisation de systèmes complexes peut trouver des champs d'application dans les services territoriaux ou pour l'organisation des systèmes de santé (hôpitaux, hospitalisation à domicile...). De par sa place entre les applications et les méthodes informatiques et mathématiques, la Recherche Opérationnelle est au cœur de ces questions d'impact du numérique. D'une part, les algorithmes et logiciels de la Recherche Opérationnelle pourraient contribuer à étudier les enjeux environnementaux majeurs d'aujourd'hui (réduction des émissions de gaz à effet de serre, épuisement des ressources non renouvelables, effondrement de la biodiversité). D'autre part, le développement de l'utilisation de ressources de calcul doit se faire de manière soutenable en elle-même. La méconnaissance de ces impacts et/ou leur non prise en compte contribuent au gaspillage.

Le rôle de l'action transversale est avant tout d'informer, pour prendre conscience que les technologies numériques ne sont pas sans impact. Il est également important de s'emparer des problèmes pour gérer sobrement les ressources de calcul, mais aussi participer à économiser les ressources planétaires. À terme, les chercheurs de notre communauté pourront faire des calculs autrement, de façon plus sobre, c'est-à-dire en les limitant lorsque c'est possible.

Au delà d'une sensibilisation aux bonnes pratiques concernant la gestion des ressources que cette action transverse prendra en charge, des thèmes scientifiques ciblés seront développés avec l'ensemble des axes.

Sobriété numérique La question essentielle est l'analyse de la consommation de ressources liée à l'activité numérique et la proposition de solutions pour réduire cette consommation. Il existe de multiples exemples de recherches actuelles apportant quelques réponses : l'intégration des centres de calculs comme source de chauffage dans les bâtiments intelligents la considération d'algorithmes d'ordonnancement online sobres en énergie au sein des systèmes d'exploitation avec adaptation de la vitesse des processeurs ou dans le cloud avec l'affectation des machines virtuelles la plus économe en énergie, la conception de circuits intégrés ou de réseaux sur puces économes en énergie. Cette problématique concerne ainsi les axes OPA pour l'ordonnancement et la planification dans les systèmes distribués et les systèmes intégrés, l'axe REST pour la conception de réseaux économes, ainsi que l'ensemble des axes méthodologiques pour concevoir les algorithmes économes en énergie (axes CAGDO, OM, MH2PPC).

Transport et développement durable Le transport est évidemment une des activités les plus gourmandes en énergie. Les techniques de la recherche opérationnelle participent depuis quelques années au développement d'un transport plus durable. Par exemple, le "Pollution routing problem" consiste à intégrer les émissions de carbone dans les coûts des tournées de véhicules afin de les minimiser tout en assurant une qualité de service suffisante. D'autres approches peuvent résoudre des problèmes plus focalisés mais cruciaux pour l'environnement comme la conception de réseaux de transport qui préservent la connectivité écologique ou qui minimisent les nuisances dans une région. L'optimisation de l'usage de

modes doux de transport comme les véhicules électriques, à gaz naturel ou à hydrogène, la bicyclette est un domaine en plein essor avec des problématiques spécifiques comme la localisation des stations de recharge. Mais la question se pose de manière plus globale de l'usage de l'optimisation pour aider à la transition énergétique, notamment urbaine. C'est l'axe REST pour le transport qui est en première ligne avec aussi des axes méthodologiques (axes CAGDO, OM, MH2PPC).

Usine durable, micro-réseaux Au delà du transport, c'est la transition énergétique au niveau d'une usine, d'une ville ou plus généralement d'un micro-réseau qui peut bénéficier des approches de la recherche opérationnelle. L'ordonnancement de la production peut par exemple viser le délestage énergétique en planifiant intelligemment les activités énergivores au moment où des sources d'énergies renouvelables (solaire par exemple) sont disponibles. L'intégration de réseaux d'échangeurs de chaleur qui permet de faire des transferts d'énergie d'activités productrices vers des activités consommatrices est utilisée depuis longtemps en génie des procédés mais peut se généraliser à d'autres secteurs industriels ou urbains. Se posent alors des problèmes d'ordonnancement des activités avec généralement des fonctions de coûts ou de contraintes non linéaires, par exemple pour les conversions d'énergie en cas de stockage, particulièrement difficiles à résoudre. Si on se place au niveau de l'interconnection de ces micro-réseaux, des mécanismes d'incitations pour une gestion globale de l'énergie, des problèmes de théorie des jeux sont alors posés. Là encore c'est bien tous les axes du GDR qui sont concernés.