



L'AÉRONAUTIQUE et L'IA

Sommaire

- p 26 Aéronautique et intelligence artificielle**
Bertrand Pailhès
- p 28 L'aviation de combat, un domaine d'application prometteur**
Jérôme et Vincent
- p 30 Toulouse et Montréal s'associent pour développer l'IA des systèmes critiques**
Grégory Flandin et Guillaume Gaudron
- p 32 L'IA embarquée dans les cockpits d'avions de combat**
Benjamin Martelet (12) et Pascal Thurig (Supélec 00)
- p 34 Des mini-drones de plus en plus autonomes**
Laure Chevalley (Supélec 10)
- p 36 L'IA au service de la reconnaissance non collaborative d'aéronefs autonomes**
Frédéric Barbaresco (Supélec 91)
- p 40 Les formations Aéronautique et IA à CentraleSupélec**
Franck Richeccœur (D 06) et Fabrice Popineau (Supélec 86)
- p 41 Glossaire de l'intelligence artificielle**

L'aéronautique s'est habituée ces dernières années à des statistiques de sécurité record, mais les deux récents accidents de 737 MAX viennent nous rappeler qu'une automatisation mal maîtrisée, qui n'accorderait pas suffisamment d'importance à l'intégration de l'homme et de la machine, peut être dangereuse¹.

Parallèlement, l'intelligence artificielle (IA) monte en puissance dans de nombreux domaines visibles, y compris du grand public (de la santé à la publicité), grâce à la disponibilité simultanée de très gros volumes de données collectés, sur lesquelles des analyses peuvent être réalisées et de grandes puissances de calcul permettant de les traiter. Dans ce contexte, l'intérêt potentiel de l'IA pour l'aéronautique doit être considéré attentivement.

À l'occasion du Salon international de l'aéronautique et de l'espace 2019 au Bourget, le présent dossier vise à offrir l'occasion aux diplômés de CentraleSupélec, nombreux dans les professions concernées, de s'interroger pour savoir si, à l'image de ce qui s'est passé il y a une trentaine d'années avec la CAO et la simulation numérique, l'IA est de nature à induire une nouvelle révolution dans l'industrie aéronautique.

Comme la presse s'en fait largement l'écho, l'État, jusqu'au plus haut niveau, s'est engagé pour que la France ne soit pas en reste dans la course à l'IA. Pour ce dossier, nous remercions le responsable de la stratégie de l'IA du gouvernement et celui de la Direction générale de l'armement d'avoir accepté de présenter leur feuille de route.

Dans quatre articles couvrant la robustesse de l'IA, l'IA dans le cockpit, le pilotage de mini-drones et la surveillance de l'espace aérien, des acteurs académiques et industriels du domaine présentent leurs projets actuels, les résultats obtenus, les difficultés rencontrées et leurs attentes.

CentraleSupélec n'est pas en reste et deux enseignants expliquent comment notre école continue à évoluer pour former et maintenir au meilleur niveau les ingénieurs, à la fois dans les domaines de l'aéronautique et de l'IA.

Que peut-on retenir de ce dossier pour le secteur aéronautique ? On peut penser que la machine ne remplacera pas l'homme, mais viendra le seconder et que certains domaines particuliers (comme le suivi d'objets connus par un drone ou la maintenance préventive) pourraient rapidement bénéficier de l'IA. Dans beaucoup d'autres cas, l'IA n'offre pas encore les niveaux de fiabilité suffisants pour atteindre les objectifs de sécurité que l'aéronautique s'impose.

C'est particulièrement vrai lorsque les principaux événements que l'on cherche à maîtriser sont rares et aléatoires, rendant très difficile la constitution des bases de données représentatives nécessaires pour réaliser l'apprentissage de la machine.

Notre objectif sera atteint si, grâce à ce dossier, l'IA est quelque peu démystifiée aux yeux de la communauté CentraleSupélec et si chacun a pu se faire une opinion personnelle sur cette question très actuelle, de nature à déclencher des débats passionnés avant d'aller rêver au Bourget !

1. Le rapport préliminaire du NTSC indonésien sur le crash du vol 610 de Lion Air met en cause le système MCAS de l'appareil, après la panne d'un capteur d'incidence. Pour le vol 302 d'Ethiopian Airlines, des « similarités claires » avec le premier accident ont été identifiées, selon la ministre des Transports éthiopienne.



Pierre de Bodman (09)

Chez Dassault Aviation depuis 2010, Pierre a travaillé pendant huit ans sur l'interface homme-machine des avions militaires, notamment en tant que responsable des IHM de drones. Il est actuellement responsable d'une équipe qui travaille sur les calculs automatiques de plans de mission militaire. Il est également membre du bureau du groupement Aéronautique et espace de l'Association des Centraliens.



Jean-François Sulzer (Supélec 69)

Expert indépendant en sécurité après quarante-cinq ans d'industrie (gestion des données en aéronautique, spatial et transports publics), Jean-François a une expérience de vingt ans dans la normalisation internationale, l'animation de projets coopératifs opérationnels et la mise en œuvre de l'IA en vidéosurveillance pour Thales TCS. Il est également vice-président de l'Association des Supélec et fondateur de son groupe Aéronautique et espace.



Aéronautique et intelligence

L'intelligence artificielle promet de modifier les performances technologiques de l'aéronautique dans l'ensemble de ses fonctions : commercialisation, maintenance, contrôle aérien, opérations, conception, etc. La France dispose d'atouts majeurs pour prendre le leadership sur l'IA dans l'aéronautique. Pour cela, elle doit parvenir à mettre en place de nouvelles méthodes de développement et des liens forts avec la recherche. Explications avec Bertrand Pailhès, coordonnateur national de la stratégie d'intelligence artificielle.



Bertrand Pailhès

Ingénieur (Mines et Télécom ParisTech) et diplômé de Sciences-Po, Bernard travaille depuis une quinzaine d'années dans les administrations chargées du numérique en France (Arcep, Cnil) et a été directeur de cabinet de la secrétaire d'État chargée du Numérique entre 2015 et 2017. Il est depuis septembre 2018 coordonnateur national de la stratégie d'intelligence artificielle.

Les avancées de l'intelligence artificielle touchent progressivement l'ensemble des secteurs économiques en apportant de nouvelles techniques d'optimisation ou de détection d'anomalies mais aussi, et surtout, de nouvelles possibilités techniques ou commerciales qui modifient les équilibres des acteurs installés.

L'aéronautique, secteur hautement technologique, n'échappe pas à cette vague de fond et bénéficiera au cours des prochaines années d'innovations majeures dans le domaine de la conception, de la maintenance, de la gestion du trafic, jusqu'au cœur même de son activité : le poste de pilotage.

Historique de l'IA dans l'aéronautique

Le premier pilote automatique a été inventé il y a plus de cent ans, en 1912, par la Sperry Corporation. Dès 1947, un avion militaire américain parvient à effectuer un vol transatlantique complet sous pilote automatique, y compris le décollage et l'atterrissage¹. Mais ces progrès continus dans l'automatisation et l'optimisation des différentes fonctions aéronautiques voient l'arrivée d'une nouvelle vague d'intelligence artificielle, portée par la donnée et les modèles d'auto-apprentissage, dont les résultats appellent de nouveaux investissements. L'intelligence artificielle est un champ scientifique dont l'origine

est généralement datée en 1956 avec la tenue d'un « Summer Research Project » à l'université de Dartmouth. Cette conférence s'appuie sur les découvertes scientifiques des années 1940 et 1950, notamment l'invention du « perceptron » ou « neurone artificiel », qui reproduit l'unité de base de la structure neurologique humaine. Depuis cette date, deux visions de l'intelligence artificielle se concurrencent : d'une part une approche dite « symbolique », fondée sur la reproduction de règles et de raisonnements humains dans des machines qui a conduit aux « systèmes experts » largement utilisés dans l'aéronautique ; d'autre part une approche dite « perceptive », qui cherche à reproduire organiquement le fonctionnement du cerveau humain par des « réseaux de neurones »,



artificielle

se configurant automatiquement pour résoudre un problème donné.

Les récentes performances de cette seconde « école » ont ravivé la perspective d'une « intelligence artificielle », à la faveur de résultats spectaculaires dans la vision, la traduction ou la maîtrise de jeux complexes comme le jeu de go. Ces résultats ont été rendus possibles par la technique de « l'apprentissage profond », qui a trouvé des cas d'usages où elle s'avère nettement plus performante que les modèles traditionnels et, dans certains cas, que l'humain. Mais ces résultats ne signifient pas la fin des progrès des autres branches de l'intelligence artificielle, notamment de l'IA « symbolique », particulièrement utilisée dans les systèmes critiques comme ceux de l'aéronautique.

Des méthodes à combiner

L'enjeu aujourd'hui n'est pas nécessairement de déployer partout des algorithmes de *deep learning* mais de parvenir à combiner ces différentes méthodes de manière efficace et maîtrisée. On constate ainsi que les algorithmes d'apprentissage sont particulièrement utiles dans les environnements très complexes où le nombre de paramètres dépasse les capacités de modélisation « raisonnée » de l'homme et où la prise de décision peut s'accommoder d'une approche statistique. À l'inverse, les environnements maîtrisés ou demandant une certitude absolue sur le résultat seront le terrain privilégié de l'approche symbolique.

Dans ce contexte, les usages de l'IA dans l'industrie aéronautique vont être multiples : au niveau commercial, avec plus de personnalisation et de prédiction pour la relation client, mais aussi et surtout au niveau technique, dans la maintenance prédictive ou préventive, dans l'ingénierie, la modélisation et la simulation, dans le processus de production des avions et dans les opérations elles-mêmes avec l'arrivée progressive d'assistants « intelligents » aux côtés des contrôleurs aériens comme des pilotes. L'IA sera capable de seconder et peut-être un jour suppléer le pilote, ce qui permet d'envisager des phases de vols commerciaux en équipage réduit. Les conséquences d'une telle évolution seront évidemment fondamentales pour toute l'industrie aéronautique.

Les défis de la France

La stratégie française en intelligence artificielle a été annoncée le 29 mars 2018, lors de l'événement AI for Humanity, autour de trois axes principaux :

- développer les talents de l'IA et conforter l'écosystème français, en attirant les meilleurs laboratoires et chercheurs internationaux mais aussi en soutenant la recherche publique en IA et en développant la formation ;
- soutenir la diffusion de l'IA dans l'économie et l'administration, notamment autour de projets emblématiques comme

la « Plateforme des données de santé » ou la « stratégie véhicule autonome ». À cette fin, la question de l'accès aux données, moteur des technologies d'apprentissage, est essentielle, de même que celle du recours aux expérimentations ;

- promouvoir un modèle éthique de l'IA, combinant performance et humanité, pour faire correspondre cette technologie aux attentes de la société française et européenne, différentes des approches asiatiques ou américaines.

Plusieurs actions vont directement concerner l'industrie aéronautique, au premier rang desquelles la constitution de plusieurs instituts interdisciplinaires d'intelligence artificielle (« instituts 3IA ») qui constitueront l'ossature du réseau français de recherche en IA. Quatre instituts 3IA ont été présélectionnés en novembre 2018, dont un à Toulouse, le projet « ANITI », qui propose justement de développer l'IA « hybride », combinant approche symbolique et approche statistique, identifiée comme particulièrement prometteuse pour le secteur aéronautique. Un « Grand Défi » sur la certification des IA pourra également constituer un moyen de soutenir des avancées importantes sur la question de l'application de l'IA à des systèmes critiques.

Au-delà des actions du plan gouvernemental, il semble important de souligner que l'arrivée de l'IA dans un secteur comme l'aéronautique suppose de revoir les méthodes de développement technologique. Dans la foulée des pratiques issues du logiciel et compte tenu de la difficulté de prédire la vitesse des avancées scientifiques et l'efficacité des modèles statistiques de l'apprentissage quand ils sont appliqués à un sujet donné, l'industrie doit développer ses capacités d'expérimentation et raccourcir la durée de ses cycles d'innovation. C'est le prix à payer pour que, dans les prochaines années, les entreprises du secteur soient celles qui inventent l'IA dans le domaine, sans avoir à subir le rythme d'innovation de nouveaux acteurs venus du numérique ou d'autres continents. ■

1. Lire *Flight International*, vol. 52, octobre 1947, www.flightglobal.com

L'aviation de combat,



L'intelligence artificielle sera autant utile aux drones (ici Neuron) qu'aux pilotes des avions (ici Rafale).



Malgré une évolution très dynamique au cours des dernières années, l'intelligence artificielle a encore du chemin à parcourir, en particulier dans le domaine de la Défense qui présente plusieurs spécificités vis-à-vis des applications civiles. Le point sur la situation avec Jérôme et Vincent, tous deux ingénieurs en chef de l'armement à la Direction générale de l'armement (DGA).

© Dassault Aviation - A. Pecchi

Lintelligence artificielle a connu un nouvel élan depuis le début de la décennie sous les effets conjugués de l'augmentation des capacités de calcul, de l'émergence de méthodes de traitement massif réparti et d'algorithmes d'apprentissage automatique performants (réseaux de neurones profonds, technique de renforcement). Des réalisations emblématiques telles qu'AlphaGo (programme capable de performances impressionnantes au jeu de go et ayant battu les plus grands maîtres en 2017), l'arrivée d'applications pratiques dans nos smartphones (reconnaissance vocale, recherche automatique d'informations...) et dans le commerce électronique ont permis une appréhension très directe par le grand public.

Même si les progrès accomplis ces dernières années sont indéniables, il reste encore beaucoup à faire pour aller au-delà d'applications permettant d'effectuer de manière automatisée des tâches élémentaires ou très spécialisées.

Selon les experts, ce sont encore une dizaine d'années qui seront nécessaires pour aboutir à un véhicule sans chauffeur, roulant sur tout

type de route et dans toutes les conditions de circulation (capacité de niveau 5). Et encore, un tel véhicule disposera de l'accès à un système de positionnement global type GPS, d'une carte très précise, et se contentera d'aller d'un point A à un point B, une mission et des conditions bien plus simples que celles que les robots et drones militaires devront réaliser.

De l'IA du civil vers l'IA de défense

Les algorithmes de base de l'intelligence artificielle viennent du secteur civil. Ils sont très majoritairement disponibles en open source et les développements pour les systèmes opérationnels de défense s'appuieront sur eux. Néanmoins, plus les sujets à traiter sont éloignés de cas d'usage civils (sujets et types de données) et plus la conception des chaînes algorithmiques et leur paramétrage nécessiteront un effort particulier pour le secteur de la défense. La modélisation d'une situation opérationnelle est assez différente de celle du jeu de go. On manipule des données d'imageur thermique, de radar de surveillance aérienne, de guerre électronique qui ne sont pas traitées par le secteur civil. Les systèmes opérationnels militaires

présentent également des caractéristiques observables dans le monde civil uniquement sur les systèmes critiques : nombreux systèmes embarqués qui ne disposent pas de liaisons haut débit entre eux ni avec des datacenters, robotique en milieu non coopératif et non structuré (contrairement aux véhicules sans chauffeur), haut niveau de sécurisation des systèmes d'information et de communication...

Enfin, la qualification est une notion parfois peu pratiquée dans le secteur civil (en dehors évidemment des systèmes critiques comme l'aviation ou les centrales nucléaires). Or, la qualification du comportement des algorithmes sera un élément essentiel pour leur mise en service dans le domaine de la Défense. La spécification devra évoluer pour préciser la robustesse des performances, les conditions à appliquer sur l'apprentissage à partir des données et les règles de développement informatique. La transparence (au sens de « boîte blanche ») est essentielle car il faut pouvoir accéder aux algorithmes et aux données d'apprentissage pour éviter les comportements cachés, les biais, vérifier les techniques d'IA utilisées et leur acceptabilité par rapport à la criticité de la fonction. L'absence d'apprentissage en

un domaine d'application prometteur

cours de mission pour les fonctions critiques est à ce stade préférable : un enregistrement des données permettra de compléter l'apprentissage par incréments successifs (validés par des essais et une nouvelle version de qualification). Enfin, les risques liés à l'intelligence artificielle (algorithmes et données d'apprentissage) seront pris en compte dans les études de sécurité. Ceci pourra amener à ne retenir que certaines techniques en fonction de la criticité de la fonction et à mettre en place une validation humaine obligatoire à certaines étapes de traitement en fonction du niveau de performance de la chaîne de traitement algorithmique.

Des applications variées plus ou moins complexes

Les applications envisageables pour les systèmes opérationnels de défense ont commencé à être examinées ces dernières années en parallèle des travaux d'études amont.

L'aviation de combat bénéficiera bien évidemment d'applications similaires à l'aviation civile comme les applications liées à la maintenance assistée, que ce soit pour planifier les opérations de maintenance (individualisée et prédictive), superviser les équipements pour optimiser leurs performances ou assister le diagnostic de pannes. L'intelligence artificielle permettra également de faire évoluer les interactions homme-machine avec des interfaces augmentées et adaptatives, des conseils donnés aux pilotes et des simulateurs plus réalistes avec un entraînement plus individualisé. Les applications de cybersécurité à base d'IA, afin d'automatiser l'analyse de vulnérabilité, d'anticiper et d'identifier les cyberattaques, peuvent également présenter des similitudes avec celles de l'aviation civile.

Les autres applications envisageables s'écartent plus nettement des applications civiles, qu'il s'agisse d'optimiser les traitements pour les capteurs (radar embarqué, système optronique, équipement de guerre électronique) afin d'adapter automatiquement les conditions d'environnement/de prise

de vue et d'accéder à de la détection, de la classification et de la reconnaissance automatisées. Des outils de fusion de données en présence d'imprécision et d'incertitude, d'optimisation des flux au sein de la patrouille en fonction de la nature des informations, des assistances pour aider à la manœuvre apparaîtront également avec des fonctions de plus en plus évoluées au cours du temps. Les armements en bénéficieront aussi pour optimiser les trajectoires et les replanifier en cours de mission. Il faut enfin mentionner toutes les possibilités offertes par l'intelligence artificielle pour les drones. De telles applications sont plus lointaines car l'automatisation de la boucle perception-décision-action dans un environnement non structuré, non coopératif en présence d'aléas et de changements rapides est un challenge qui relève actuellement du domaine de la recherche.

Des projets déjà lancés et une feuille de route

L'insertion de l'IA dans des systèmes opérationnels de défense est déjà une réalité avec, par exemple, la commande début 2019, dans le cadre du développement du prochain standard F4 de l'avion de combat Rafale, de fonctions d'assistance à la détection et à la reconnaissance de cibles. Celles-ci permettront une exploitation plus efficace et plus rapide des capteurs en cours de mission par l'équipage. Sont également prévus des traitements de maintenance afin d'améliorer la disponibilité de l'aéronef.

Dans le domaine des études amont, le projet Man-Machine Teaming (MMT, voir *article en p. 32*) examine depuis début 2018 comment tirer parti des techniques numériques et notamment de l'IA pour la future aviation de combat en termes d'interactions homme-machine, de traitements des capteurs et de la collaboration avion-drone. Ce projet, pour lequel la DGA s'appuie sur Dassault Aviation et Thales, associe des PME, des start-up et des laboratoires. Ces derniers se sont déjà vus attribuer une vingtaine d'études fin 2018.

De manière générale, les projets et activités en intelligence artificielle font l'objet d'un travail de structuration qui doit aboutir

à une feuille de route ministérielle en avril 2019¹. Celle-ci précisera les priorités en termes de réalisations, d'études et de recherche, les lignes directrices en termes de souveraineté et de coopération, de travail avec l'industrie et la recherche, ainsi que les mesures prises pour disposer d'IA au comportement maîtrisé et prenant en compte les aspects éthiques. Sur ce dernier point, la DGA a rédigé un premier guide pour la spécification et la qualification de modules incorporant de l'IA qui servira de base d'échange avec la communauté « industrie et recherche de défense » durant les prochains mois. ■

1. Au moment de la rédaction de cet article, ce document était en cours de mise au point.

Jérôme

Ingénieur en chef de l'armement à la Direction générale de l'armement (DGA), Jérôme est chargé de mission sur l'intelligence artificielle et la transformation numérique.

Vincent

Ingénieur en chef de l'armement à la Direction générale de l'armement (DGA), Vincent est en charge des études amont pour l'aéronautique de combat.

Les noms et portraits des auteurs n'ont pas pu être insérés.

Toulouse et Montréal s'associent des systèmes critiques

Les succès spectaculaires obtenus ces dernières années en matière d'intelligence artificielle ont fait naître des ambitions fortes dans l'industrie. Mais les conditions d'intégration de ces technologies dans les systèmes critiques ne sont toujours pas au rendez-vous. Le point avec Grégory Flandin et Guillaume Gaudron, tous deux en poste à l'IRT Saint-Exupéry¹.

Ces dernières années ont vu un très rapide développement des systèmes de décision automatiques, avec des conséquences importantes sur l'économie et la société. Ces succès, essentiellement fondés sur des algorithmes dits de *machine learning*, automatisent des comportements qui jusqu'à présent étaient propres à l'intelligence humaine. Cela les rend très spectaculaires et alimente l'idée d'une percée majeure dans la construction d'une intelligence artificielle. Or, la plupart du temps, ils se déclinent dans des situations non critiques : résolution de jeux (vidéo et de stratégie), marketing, services numériques en ligne, prototypes... Si les succès obtenus forcent l'admiration, il n'en reste pas moins que les risques encourus en cas d'échec sur une tâche particulière sont faibles. Pour pouvoir être utilisés massivement dans des industries où la maîtrise des risques et la certification sont des notions centrales, comme dans les industries aéronautique ou automobile, ils doivent encore faire la preuve qu'ils sont parfaitement fiables, ce qui soulève des questions scientifiques profondes et toujours non résolues.

Des systèmes encore perfectibles

Les exemples de défaillances et de risques associés à l'utilisation d'algorithmes de *deep learning* (une classe particulière d'algorithmes de *machine learning*) ne manquent pas. Un des plus connus concerne la capacité à tromper un algorithme de classification d'images par ajout d'un bruit imperceptible pour l'œil humain, qui conduit l'algorithme à confondre un chat avec un grille-pain, ou un panneau stop avec un panneau de limitation de vitesse.

Dans un autre exemple, témoignant là encore de l'inconsistance du raisonnement du système qui conduit à la prise de décision, un algorithme apprend avec d'excellents résultats à différencier les chiens des loups à partir d'une base d'images de référence. Toutefois, on s'aperçoit *a posteriori* qu'il fonde sa décision non pas sur la forme ou la couleur des canidés mais sur la présence ou non de neige dans l'image. On comprend aisément l'impact de défaillances équivalentes dans un contexte aéronautique, portant sur l'avion lui-même ou ses sous-systèmes, les outils de maintenance automatique ou prédictive, l'aide au pilotage ou bien le système de contrôle aérien.

L'état de l'art scientifique aujourd'hui n'offre pas de garanties sur cette classe d'algorithmes et des recherches doivent être menées pour tenter d'y parvenir. Selon le degré de fiabilité souhaité, plusieurs axes de recherche sont pertinents. On peut ainsi souhaiter que la prise de décision proposée par l'algorithme d'apprentissage soit explicable, c'est-à-dire accompagnée d'éléments visuels ou textuels permettant à un opérateur humain, seul garant de la décision finale, de valider ou invalider la décision : on comprend aisément que face à un diagnostic médical grave suggéré par une intelligence artificielle, un médecin puisse avoir besoin de comprendre comment celui-ci a été établi. De même, on peut facilement concevoir qu'un pilote d'avion ait des difficultés à suivre en conscience le conseil d'une IA l'enjoignant d'atterrir en urgence.

Plusieurs classes d'algorithmes tentent de répondre à ce problème dans des contextes précis tels que la classification d'images.



Grégory Flandin

Diplômé de Supaéro (1997) et docteur de l'Inria (2001), Grégory a commencé

sa carrière chez Airbus Defence and Space dans l'ingénierie des systèmes d'observation de la terre. Il a rejoint l'IRT Saint-Exupéry en 2014 où il a monté le centre de compétences en IA puis pris la direction du programme d'IA pour les systèmes critiques.



Guillaume Gaudron

Titulaire d'un doctorat de Mathématiques appliquées, diplômé de l'École

polytechnique (X 91) et de l'Ensaie ParisTech, haut fonctionnaire du ministère de l'Économie et des Finances, Guillaume a rejoint l'IRT Saint-Exupéry en 2017 pour y développer l'IA. Il est actuellement Executive AI Strategist et directeur de l'antenne de Montréal.

pour développer l'IA



© IRT Saint-Exupéry

Des décisions automatiques interprétables

Notion plus forte que l'explicabilité, l'interprétabilité d'une règle de décision automatique suppose une représentation compréhensible de celle-ci permettant d'expliciter la construction. Les réseaux de neurones profonds constituent un véritable défi en termes d'interprétabilité. Dans un système de contrôle du trafic aérien, l'interprétabilité du processus de décision automatique consiste par exemple à fournir aux opérateurs une sémantique d'explications *a priori* des différentes décisions possibles. Pour y parvenir, on peut chercher à construire des règles de décision interprétables et les enrichir progressivement pour améliorer leurs performances, ou bien chercher à simplifier les règles de décision complexes pour comprendre leur fonctionnement. On peut également souhaiter que l'apprentissage automatique soit plus robuste, souhait qui peut se décliner – sans exhaustivité – de plusieurs façons. On peut ainsi rendre un modèle plus résistant à des modifications en apparence légères des données, conduisant notre chat évoqué plus haut à être reconnu comme un grille-pain. On sait également que les biais présents dans les jeux de données peuvent conduire à des modèles issus de l'apprentissage eux-mêmes biaisés ; le *fair learning* est un champ de recherche émergent cherchant à apporter des réponses mathématiques à ce problème, en garantissant par construction

même, par enrichissement de la base de données ou construction de l'algorithme lui-même, que la décision finale ne sera pas biaisée selon certaines caractéristiques ou variables essentielles dans l'usage final. Enfin, si le modèle issu de l'apprentissage automatique est soumis à une donnée très éloignée de celles qui ont servi à le construire ou à des valeurs aberrantes présentes dans les données, il y a un risque de sortie du domaine d'apprentissage : on cherchera d'une part à s'en protéger en étant robuste aux données aberrantes, et d'autre part à qualifier le domaine d'usage du modèle lorsque c'est possible. Les attaques contre lesquelles se prémunir peuvent intervenir au moment de l'apprentissage, typiquement lorsque celui-ci doit être régulièrement refait (exemple des *data poisoning attacks*) ou lors de l'utilisation finale en tenant compte des faiblesses du modèle (exemple de l'*evasion attack*).

Même si ces dernières années le nombre de publications consacrées à l'intelligence artificielle est en très forte croissance, les recherches sur toutes ces questions sont émergentes. L'un des programmes scientifiques les plus ambitieux en la matière est celui du projet de recherche franco-canadien DEEL, actuellement développé à Toulouse et Montréal (encadré). ■

1. Institut de recherche technologique Saint-Exupéry, www.irt-saintexupery.com

→ Le projet DEEL

Le projet DEEL (Dependable Explainable Learning), actuellement en développement à Toulouse et Montréal par une équipe franco-canadienne, doit répondre aux besoins des secteurs de l'aérospatiale, de l'automobile et des transports en matière d'IA pour les systèmes critiques. Trois enjeux majeurs ont été identifiés : la construction de connaissances, la montée en compétences des industriels ainsi que l'expérimentation d'un modèle intégré de « laboratoire start-up » où universitaires et industriels travaillent ensemble à la résolution de défis scientifiques d'inspirations industrielles.

DEEL est le fruit d'un partenariat entre l'IRT Saint-Exupéry en France et, au Canada, l'IVado² et le Criaq³. Démarré en septembre 2018, il mobilise pour cinq ans une douzaine d'industriels français et canadiens, une vingtaine de chercheurs de laboratoires d'Occitanie et du Québec, une trentaine d'ingénieurs et data scientists ainsi que quarante thèses sur la durée du programme, pour un budget de plus de 30 millions d'euros. Pour la partie française, le programme scientifique de DEEL constitue une pierre angulaire du projet toulousain ANITI (Artificial and Natural Intelligence Toulouse Institute), programme présélectionné par l'Agence nationale de la recherche pour devenir en France l'un des futurs 3IA, instituts interdisciplinaires dédiés à l'intelligence artificielle.

2. Ivado : Institut de valorisation des données, www.ivado.ca

3. Criaq : Consortium de recherche et d'innovation en aérospatiale au Québec, www.criaq.aero



L'Homme au centre du système de combat aérien cognitif.

L'IA embarquée dans les cockpits d'avions de combat

L'intelligence artificielle va transformer le travail du pilote d'avion de combat ou de drone. Il faut donc repenser par une approche globale la relation homme/système et prévoir les technologies nécessaires à son développement. Le point avec Pascal Thurig (Supélec 00) et Benjamin Martelet (12), membres du projet MMT pour Dassault Aviation.

La puissance des algorithmes d'intelligence artificielle, capables de surpasser l'humain dans bien des domaines (cf. la performance d'AlphaStar, vainqueur de joueurs professionnels de *StarCraft II*), sera incontournable pour aider l'Homme à résoudre des problématiques de plus en plus complexes dans le cadre d'un dispositif de combat aérien. En effet l'IA peut calculer des trajectoires, proposer des solutions à des problèmes de planification de tâches et aider l'humain à prendre la bonne décision. Mais l'Homme, grâce à sa faculté d'adaptation, ses capacités de décision sur des données imprécises ou incomplètes et son sens éthique, sera toujours présent et décisionnaire dans le cockpit des avions de combat. La relation de travail entre le pilote et sa machine prend une nouvelle dimension. En ce sens, la DARPA¹ a développé le système ALIAS permettant de piloter automatiquement un hélicoptère, alors que la NASA a travaillé sur le programme informatique Watson pour répondre à des situations de perte de contrôle de l'appareil.

MMT, un projet de la Défense française

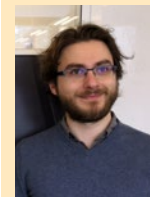
En France, la DGA a lancé le projet MMT² (Man-Machine Teaming) qui a pour objectif de définir les nouvelles fonctions cognitives du système de combat aérien futur, la relation équipages-systèmes associée, et d'amorcer les développements technologiques permettant d'y répondre. Dans ce projet, Dassault Aviation et Thales travaillent sur la première partie en lien avec la DGA et des pilotes de l'Armée de l'air et de la Marine nationale tandis

que, pour répondre aux problématiques technologiques, des appels à projets sont lancés vers un « écosystème » de start-up, laboratoires et PME.

Le projet MMT est structuré en six axes de développements technologiques : Assistant virtuel & smart cockpit, Interactions, Gestion de la mission, Capteurs intelligents, Services capteurs et Mise en œuvre & soutien.

À titre d'exemple, un sujet d'appel à projets dans l'axe « Gestion de la mission » porte sur l'élaboration de trajectoires de combat aérien par des réseaux de neurones ayant appris par renforcement. Dans un scénario d'attaque-défense, un camp doit parvenir à atteindre une zone défendue par l'autre camp. Après le développement d'un environnement de « jeu », des agents de chaque camp vont chercher à réaliser leur mission. Après des parties successives, ces agents vont apprendre à utiliser leurs caractéristiques physiques à leur avantage et gagner en efficacité.

Un autre exemple de sujet proposé à l'écosystème est la surveillance de l'état de l'équipage (ou *Crew Monitoring System*). Le système identifie des états du pilote dans lesquels il n'est plus capable de réaliser sa mission correctement (endormissement, stress, hypoxie) par l'acquisition de paramètres physiologiques tels que la variation du rythme cardiaque, le diamètre pupillaire ou certaines ondes cérébrales. Une fois ces états détectés, le système doit effectuer des actions (alerting, adaptation de l'affichage, augmentation du taux d'oxygène) pour ramener le pilote dans un état qui lui



Benjamin Martelet (12)

Après cinq ans à travailler sur l'interface homme-machine du Rafale, Benjamin prend le rôle de responsable de la définition du cockpit dans le projet MMT.




Pascal Thurig (Supélec 00)

Après avoir été responsable « conduite de tir air-sol » sur le Rafale, puis de la gestion de mission sur Neuron, Pascal est actuellement en charge de la gestion de mission sur MMT.

permet de poursuivre sa mission et assurer autant que possible les tâches qu'il ne peut temporairement plus effectuer.

Avec le projet MMT, les acteurs de la Défense française construisent l'avenir en concevant une véritable collaboration entre le pilote et sa machine, portée par l'innovation technologique. ■

1. La Defense Advanced Research Projects Agency est une agence du département de la Défense des États-Unis, chargée de la recherche et du développement des nouvelles technologies à usage militaire.
2. <http://man-machine-teaming.com>

- 
- › Développeur de projets d'énergies renouvelables sur terre et en mer depuis 2004
 - › Lauréat de la 1ère ferme pilote d'éoliennes flottantes océanique en Bretagne
 - › Précurseur du développement de fermes éoliennes flottantes en Bretagne, Méditerranée et à l'international



Des mini-drones de plus en



Le drone Parrot Anafi en mode de suivi automatique.

Les mini-drones séduisent autant la clientèle grand public que les professionnels du bâtiment, de la surveillance, de l'agriculture, de la sécurité ou encore du cinéma. Aujourd'hui le principal défi des constructeurs est d'en augmenter l'autonomie. Le point avec Laure Chevalley (Supélec 10), responsable de l'équipe vision par ordinateur chez Parrot.

Les micro-drones sont de plus en plus présents autour de nous. Ce sont des petits drones, inférieurs à 2 kg, qui permettent principalement la capture de vidéos et photos aériennes. Ces drones sont utilisés par le grand public mais également dans de nombreux secteurs comme la surveillance et la sécurité, l'agriculture ou la cartographie. Dans ces cas, les images sont généralement analysées après le vol par des logiciels complexes.

Comme pour l'automobile, le développement du vol autonome des drones est une priorité pour les constructeurs de drones, et on peut définir plusieurs niveaux d'autonomie (*encadré*). Aujourd'hui, la plupart des drones commercialisés atteignent le niveau 1, ce qui leur permet d'être pris en main par des pilotes débutants. Le niveau 2 est également facilement disponible. Des constructeurs comme DJI ou Parrot ont ajouté depuis plusieurs années des fonctions permettant de suivre un plan de vol ou, en cas de perte de connexion avec le pilote, de renvoyer automatiquement le drone à un point GPS précis. Le niveau 3, où l'IA est particulièrement présente, est plus complexe

à atteindre. La société Skydio a récemment commercialisé un drone qui suit une cible tout en adaptant automatiquement sa trajectoire en fonction de l'environnement et des obstacles pérés.

L'IA dans les micro-drones, entre difficultés et limitations

Lors de la conception des micro-drones, le prix, le poids du drone ainsi que sa consommation électrique sont des contraintes particulièrement fortes.

En effet, le drone doit être le plus léger possible pour être moins dangereux. La plupart des pays réglementent l'usage des drones en utilisant le poids comme critère. En France par exemple, le pilote doit s'enregistrer si le drone dépasse 800 grammes. Le seuil passe à 250 grammes aux États-Unis. La consommation électrique est également un facteur important car les constructeurs essaient d'améliorer le temps de vol des drones. Aujourd'hui, les micro-drones de types quadricoptères sont capables de voler entre 10 et 35 minutes. Ces contraintes limitent les capteurs qui peuvent

être emportés par le drone. Par exemple les lidars, qui sont très utilisés pour les voitures autonomes, sont trop lourds et trop coûteux pour être portés par un drone et donc peu utilisés. Pour réaliser des fonctions intelligentes comme l'évitement d'obstacle, les drones utilisent surtout des capteurs de profondeur comme les caméras stéréo, ainsi que des télémètres.

Les moyens de calcul embarqués sont également limités. Les drones disposent d'une capacité de calcul plus proche de celle d'un smartphone que d'un ordinateur. Les algorithmes utilisés doivent donc s'adapter à des capteurs simples et être assez légers et rapides pour fonctionner en temps réel sur des plateformes limitées. À titre d'exemple, les meilleurs algorithmes de *deep learning* ne sont pas utilisables aujourd'hui sur un drone. Une seconde difficulté pour utiliser l'intelligence artificielle dans les drones est l'acquisition et la mise en place de bases de données. Les algorithmes utilisés doivent apprendre en se fondant sur des images ou des données comparables à celles qu'ils auront à traiter pendant le vol. Même si les drones ont en

plus autonomes

commun de nombreuses problématiques avec les voitures autonomes, ils ne peuvent pas en utiliser les bases de données. C'est une difficulté car, parmi les nombreuses bases dédiées aux voitures autonomes actuellement partagées par la recherche, très peu sont adaptées aux drones. Or, la création d'une base spécifique est très longue et fastidieuse : elle nécessite d'avoir des personnes qui annotent manuellement les différentes informations nécessaires.

Le développement de l'IA à Parrot

Parrot a développé depuis 2017 un mode de détection et de suivi de personnes et voitures pour améliorer la fonction « Follow me » présente sur les drones. La détection est réalisée à partir d'images enregistrées par la caméra du drone. Les images sont analysées par un réseau de neurones profonds dont le résultat est un ensemble de rectangles entourant les personnes présentes dans la scène ainsi que les voitures. Pour améliorer les performances du réseau de neurones, Parrot a créé une base de données d'images prises par des drones et non des personnes. La différence réside notamment dans l'angle de prise de vue des photos car les drones sont souvent en hauteur par rapport au sujet. Parrot travaille également sur la détection d'obstacles par intelligence artificielle. Une thèse Cifre sur ce sujet a démarré en 2016 avec le laboratoire de robotique U2IS de l'Ensta. Son objectif est de développer un réseau de neurones profonds pour analyser plusieurs images successives d'une caméra



Laure Chevalley
(Supélec 10)

À Supélec, Laure a suivi l'option

Information, signaux et modèles. Parrot, l'entreprise dans laquelle elle a fait son stage de fin d'études, lui a proposé un poste d'ingénieur en traitement d'images. Depuis 2016, elle y dirige une équipe d'une dizaine de personnes chargées de réaliser des algorithmes de vision par ordinateur pour les drones.



Exemple de résultat de détection d'obstacle à partir de réseaux de neurones. Les objets les plus proches sont en rouge et les plus lointains en bleu. Source : Clément Pinard, Laure Chevalley, Antoine Manzanera *et al.* End-to-end depth from motion with stabilized monocular videos. arXiv preprint *arXiv:1809.04453*, 2018.

et en déduire la carte 3D de la scène. En effet, lorsqu'une caméra se déplace, les objets proches se déplacent plus à l'image que ceux en arrière-plan et cette propriété peut être utilisée pour en calculer la distance (*ci-dessus, photo d'un résultat de détection d'obstacle*).

Dans les deux exemples précédents, la détection d'objets et l'estimation de la profondeur d'une scène, les méthodes classiques développées dans les années 2000 ont été largement dépassées par des solutions à base de réseaux de neurones profonds. Cette évolution s'est faite progressivement depuis quelques années grâce à la mise en place de challenges pour la recherche comme COCO, « *Common Objects in Context* », qui fournit des bases de données conséquentes ainsi qu'une comparaison des meilleurs algorithmes actuels.

La recherche sur les réseaux de neurones est très active et fournit chaque année de nombreux résultats innovants. Grâce à l'amélioration des processeurs, les drones vont voir leurs ressources augmenter et être de plus en plus autonomes et intelligents. ■

→ Les différents niveaux d'autonomie des drones

- **Niveau 0** : mode manuel. Le pilote contrôle directement l'angle et les gaz du drone. Il faut être bien entraîné pour en maîtriser les mouvements.
- **Niveau 1** : avec assistance au pilotage. Le drone maintient automatiquement son altitude lors des mouvements et s'immobilise si le pilote lâche les commandes.
- **Niveau 2** : Automatisation du vol sous la responsabilité du pilote. Pour un drone, il s'agit généralement de suivre un plan de vol fixé par l'opérateur avec des coordonnées GPS. Cependant le pilote doit s'assurer qu'il n'y a aucun obstacle le long de la trajectoire qu'il a définie.
- **Niveau 3** : Drone autonome. Il est capable de suivre un plan de vol tout en détectant les obstacles potentiels et en adaptant son plan de vol. C'est également le cas de la fonction « Follow me » où le drone suit une cible et la filme. Cette fonction est particulièrement utilisée pour filmer des personnes avec des drones grand public.

Plus d'infos

<http://cocodataset.org> | www.skydio.com | www.parrot.com

L'IA au service de la non collaborative d'aéronefs



Frédéric Barbaresco
(Supélec 91)

Actuellement responsable du segment senseur pour Thales, Frédéric est membre émérite de la SEE et président du club Isic. Il a reçu l'Otan Set Panel Award en 2012, la médaille Ampère de la SEE et le prix Aymé Poirson 2014 de l'Académie des sciences. Il est membre du CA de la SMAI et du conseil de la recherche de l'Enac.

L'usage illégal des drones, leur emploi malveillant ou dangereux nécessitent de développer en parallèle des systèmes capables de les détecter, les pister et les reconnaître de façon non collaborative, et ceci avec assez de préavis pour pouvoir engager des moyens d'interception adaptés en cas de menace.

Le point sur ces systèmes de reconnaissance avec Frédéric Barbaresco (Supélec 91), responsable segment senseur pour Thales.

La taille réduite des aéronefs autonomes rend difficile leur détection à longue distance avec assez de préavis, ce qui requiert en particulier une observation par des systèmes de type radar. Cependant, la détection radiofréquence de ce type d'objet pose d'autres difficultés du fait de leur vitesse lente qui peut les faire confondre avec d'autres échos mobiles. Il est donc nécessaire de concevoir des procédés de classification robustes pour assurer leur discrimination grâce à des critères caractérisant leurs mouvements propres et leurs parties mobiles.

La piste de l'écoute des signatures radar

La première idée consiste à écouter la signature Doppler de l'écho radar en provenance du drone, qui signe les variations de vitesses radiales des éléments réfléchissants des parties mobiles, comme les pales. Suivant la vitesse du drone, le nombre de parties mobiles, leur vitesse de rotation et l'attitude en roulis/tangage caractérisant l'angle d'observation, la signature Doppler du drone sera modifiée. D'autres facteurs peuvent aussi faire varier cette signature comme la charge utile, qui fera varier la vitesse des pales, ou le vent, en fonction duquel le drone modifiera les régimes moteurs de chaque rotor et

l'attitude du drone. La dimension de la case d'analyse du senseur radiofréquence radar, qui dépend de la largeur du faisceau et de la résolution distance, peut être également critique dans le cas de drones proches les uns des autres. C'est le cas lors de vols coordonnés ou en essaim, qui mélangent les signatures Doppler de plusieurs objets, avec parfois des échos parasites en provenance du bâti à très basse altitude.

Le difficile travail de classification

Thales développe à travers la thèse de Daniel Brooks, en collaboration avec les professeurs Matthieu Cord et Olivier Schwander du laboratoire MLIA du LIP6 de Sorbonne Université, de nouvelles générations de réseaux de neurones pour pouvoir classifier de façon robuste les signatures radar micro-Doppler de ces objets (reconnaître leur type et les différencier des échos parasites d'autres sources). Les oiseaux génèrent en particulier, du fait de leurs battements d'ailes et de l'oscillation de leur corps, des modulations Doppler qui pourraient être confondues avec les drones. La difficulté majeure pour l'apprentissage machine dans ce cas d'usage réside dans la grande diversité des objets à identifier relativement au peu de données disponibles, d'autant qu'il est nécessaire de faire varier les conditions d'observation : vitesse du mobile, manœuvre du mobile

en roulis/tangage et régimes moteurs. Pour tenter de lever cette contrainte, Thales a développé une sorte de jumeau numérique du radar qui peut être calibré avec le jeu frugal des données disponibles pour générer des signatures Doppler correspondant à différents types de drones et suivant la position et la vitesse des parties mobiles (*figure 1, p. 36*). Thales a montré qu'il était possible de réaliser un préapprentissage des réseaux de neurones sur des données simulées pour acquérir les couches basses de prétraitement, correspondant à l'apprentissage des représentations qui seront les plus discriminantes dans les couches hautes de classification. On peut ainsi finaliser l'apprentissage sur les couches hautes de classification avec plus de robustesse sur le peu de données réelles disponibles.

Le codage des signatures Doppler

En parallèle, se pose le problème de l'espace de représentation des signatures Doppler. L'approche la plus intuitive consiste à représenter le signal Doppler en calculant à partir d'une fenêtre glissante les spectres Doppler successifs sous forme d'une image temps-fréquence. On peut alors considérer cette signature comme une image et appliquer l'apprentissage profond, ou « *deep learning* », classiquement utilisé en imagerie.

reconnaissance autonomes



Cependant, on ne peut pas négliger que l'un des axes est le temps et qu'il est orienté. C'est pourquoi une première technique utilisée par Thales a consisté à développer des réseaux de neurones complètement convolutionnels, FCN (*Fully Convolutional Neural Network*), qui permettent de préserver l'axe temporel et de fournir une classification pour chaque fenêtrage suivant l'axe du temps. Ces réseaux convolutionnels nécessitent un apprentissage lourd, en fonction de la profondeur de couches du réseau et de la longueur des convolutions. Dans ce contexte, Thales a exploré avec le LIP6 de nouvelles architectures de réseaux de neurones mieux adaptées aux signaux radar

Doppler, capables de classifier directement à partir des données brutes, et fondées sur les matrices de covariance pour utiliser les symétries du signal et réduire le nombre de paramètres à apprendre.

Nous avons montré qu'avec un nombre faible de données d'apprentissage, ces nouveaux algorithmes travaillant sur le signal complexe brut radar et les matrices de covariance conservent une performance de classification supérieure à 90 %, alors que celle de la méthode FCN est fortement dégradée. Quand la signature Doppler des pales est difficile à caractériser (carénage des

pales, pales en carbone, etc.), on prend en compte, en plus des signatures Doppler, les caractéristiques cinématiques des aéronefs. Des méthodes de boosting d'arbres de décision (algorithme de type XGBoost) sont utilisées en extrayant des paramètres statistiques (plusieurs milliers de paramètres) sur les séries temporelles des variables cinématiques du drone considéré. La classification se fait sur des paramètres de statistiques d'ordre (médiane, quantile, L-moments, etc.) estimés sur les séries temporelles de ces paramètres (réduction à 60 paramètres les plus discriminants) (*figure 2, p. 36*).

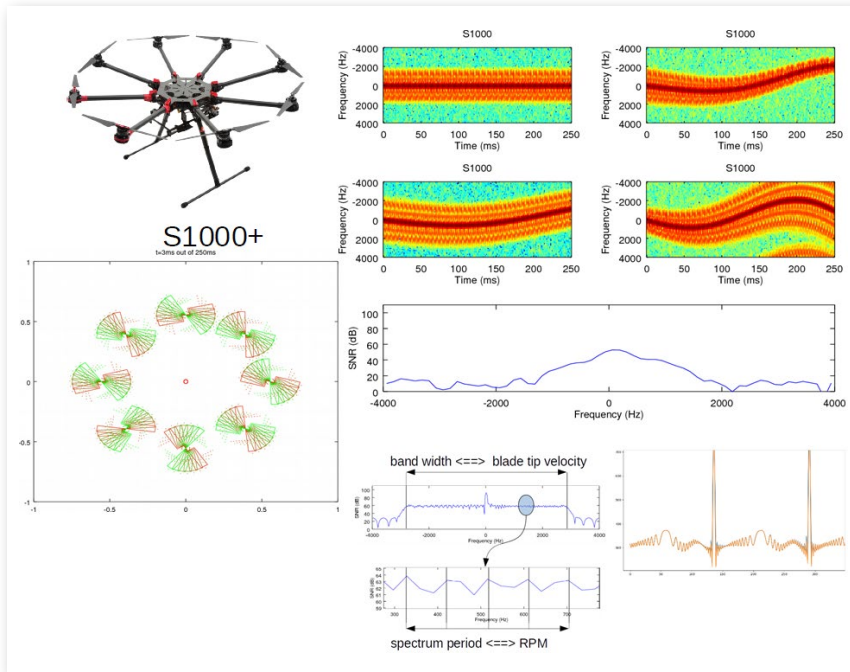


Fig. 1 : simulation radar d'une signature Doppler d'un drone S1000+ à partir des parties mobiles générée par le « jumeau numérique du radar » (Digital Twin Hybride Radar).

Comme pour le Doppler, on dispose de peu d'enregistrements pour faire l'apprentissage. L'approche consiste alors à considérer des données hybrides en utilisant massivement des autopilotes de drones, par exemple Paparazzi UAV développé par l'Enac, pour générer des milliers de trajectoires réalistes de drones en faisant varier la masse utile et les conditions anémométriques. L'apprentissage se fait dès lors à partir de données simulées et un jeu frugal de données GPS réelles, puis est validé sur données radar réelles.

Un nouveau défi : certifier une IA de confiance

Les méthodes d'apprentissage micro-Doppler et cinématiques d'aéronefs de type drone nécessitent, comme nous l'avons vu, de développer des outils de simulation (Digital Twin) très fidèles pour simuler les signatures radar et la cinématique des aéronefs pour différentes conditions de vol. Le couplage de données simulées et de données réelles permet un apprentissage hybride sur un jeu frugal de données. De nouvelles générations de réseaux de neurones pouvant fonctionner sur les données complexes radar, couplées à des méthodes de boosting d'arbres sur les paramètres cinématiques extraits des pistes, permettent d'envisager une reconnaissance robuste de ce type d'objets. Les challenges restants concernent la qualification et la certification de cette nouvelle famille d'algorithmes d'intelligence artificielle pour s'engager sur des performances opérationnelles minimales. ■

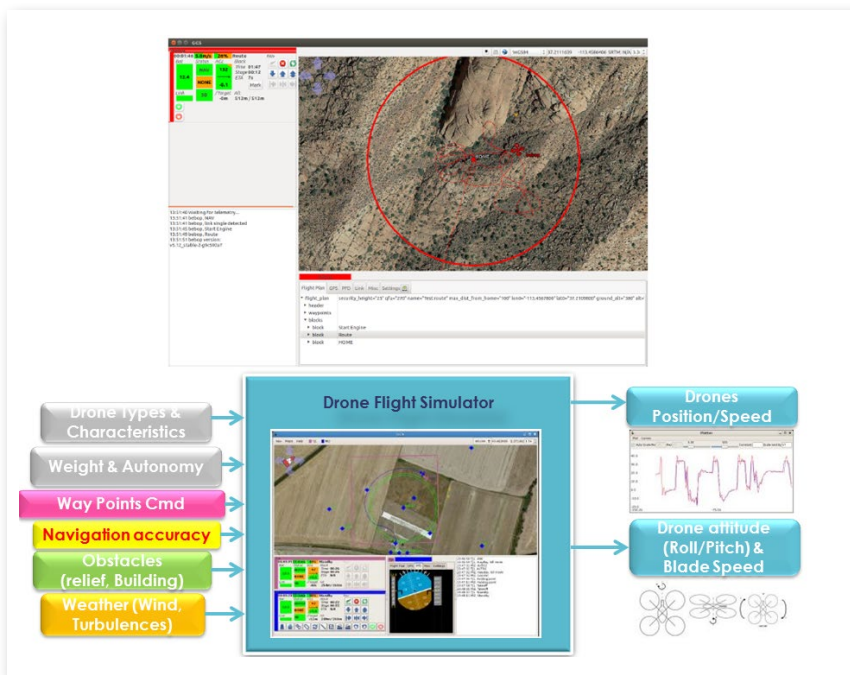


Fig. 2 : simulateur de trajectoire cinématique de drones à partir de l'autopilote Paparazzi UAV.

Références

[1] Daniel A. Brooks, Olivier Schwander, Frédéric Barbaresco, Jean-Yves Schneider, Matthieu Cord, « A Hermitian Positive Definite neural network for micro-Doppler complex covariance processing », *International Radar Conference*, Toulon, septembre 2019.

[2] Daniel A. Brooks, Olivier Schwander, Frédéric Barbaresco, Jean-Yves Schneider, Matthieu Cord, « Complex-valued neural networks for fully-temporal micro-Doppler classification », *International Radar Symposium (IRS)*, Ulm, juin 2019.

[3] Raphaël Ginoulhac, Frédéric Barbaresco, Jean-Yves Schneider, Jean-Marie Pannier, Sébastien Savary, « Target Classification Based On Kinematic Data From AIS/ADS-B, Using Statistical Features Extraction and Boosting », *International Radar Symposium (IRS)*, Ulm, juin 2019.

Vaincre[®]

LE CANCER

NOUVELLES RECHERCHES BIOMÉDICALES

FACE AU CANCER PARLER NE SUFFIT PLUS



NOUS AVONS BESOIN DE VOUS POUR GAGNER LE COMBAT

Partagez votre vidéo silencieuse sur Twitter et/ou Instagram avec le texte suivant que vous pouvez personnaliser.

Face au cancer, parler ne suffit plus. Vous aussi, offrez votre silence en tournant une vidéo muette pour #vaincrecancer #silenceaction et donnez pour la recherche contre le Cancer.

ENSEMBLE NOUS POUVONS AGIR,
FAITES UN DON POUR LA RECHERCHE CONTRE LE CANCER

VAINCRE LE CANCER - NRB

Hôpital Paul Brousse

12/14, avenue Paul Vaillant-Couturier - 94800 VILLEJUIF

www.vaincrecancer-nrb.org

contact@vaincrecancer-nrb.org

SERVICE MÉCÉNAT

01 80 91 94 60

Coût d'un appel local

Rejoignez le combat, donnez sur
vaincrecancer-nrb.org

RETROUVEZ-NOUS SUR



Les formations aéronautique et IA à CentraleSupélec

L'aéronautique dès la 1^{re} année

À CentraleSupélec, les jeunes diplômés n'acquièrent pas seulement des compétences techniques généralistes. Ils y vivent également plusieurs expériences d'immersion professionnelle qui les rendent aptes à prendre rapidement des responsabilités et des initiatives.

La spécialisation et la découverte des enjeux professionnels étaient historiquement confinées à la 3^e année de formation. La mise en place du nouveau cursus CentraleSupélec a changé la donne. Désormais, les étudiants sont confrontés dès la 1^{re} année aux réalités sectorielles à travers des séquences d'enseignements thématiques. C'est le cas dans le domaine de l'aéronautique.

Dès la 1^{re} année et en lien avec les partenaires industriels de l'École, les élèves peuvent suivre des séquences de huit semaines de formation en (1) pilotage et contrôle de trajectoire de vol, (2) modélisation et intégration d'un véhicule, ou encore (3) cycle de vie des produits et maquette numérique.

La 3^e année unifiée sera déployée à partir de septembre 2020. La mention « Aéronautique, espace et transports » accueillera environ quarante étudiants et tirera profit de la large palette de compétences en sciences pour l'ingénieur présente à l'École en offrant une formation reposant sur quatre modules : les écoulements complexes, les structures et matériaux, le contrôle et la conversion d'énergie. Ces thèmes seront abordés au travers de modalités pédagogiques variées avec une équipe enseignante hétérogène, composée de chercheurs académiques, de professeurs et d'ingénieurs en poste. La formation proposée par CentraleSupélec en lien avec le secteur aéronautique reste plus que jamais une force et se positionne de façon lisible dans le paysage de l'enseignement supérieur pour former les ingénieurs prêts à relever les défis du secteur.



Franck Richecœur
(D 06)

Professeur à CentraleSupélec, Franck a contribué à la conception du cursus Ingénieur unifié et participe à sa mise en œuvre en tant que chargé de la professionnalisation. Il est responsable de l'option « Mécanique, aéronautique et espace » et de sa déclinaison dans le futur cursus.

L'École et l'intelligence artificielle

Ces dernières années ont vu trois percées qui ont finalement permis à l'intelligence artificielle de déferler sur le monde : de grandes quantités de données, de meilleurs algorithmes et une puissance de calcul toujours plus importante. Supélec a été pionnière sur cette thématique en offrant dès 1985 une spécialisation de 3^e année en intelligence artificielle.



Fabrice Popineau
(Supélec 86)

Professeur à CentraleSupélec, il y enseigne

l'algorithmique, l'informatique théorique et l'intelligence artificielle. Ses recherches portent entre autres sur l'utilisation des techniques d'intelligence artificielle pour l'éducation. Il est également expert auprès des commissions de normalisation « Intelligence artificielle » de l'Afnor et de l'ISO.

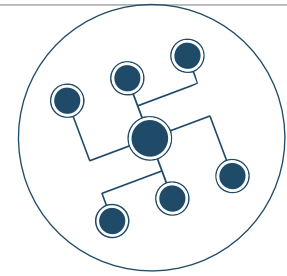
Au travers du nouveau cursus de CentraleSupélec, les élèves sont mis face aux défis de la complexité des traitements algorithmiques dès leur 1^{re} année avec un module suivi par l'intégralité de la promotion. Un accent très fort a été mis sur les compétences

opérationnelles avec la mise en place de « coding weeks ». Les séquences thématiques permettent d'aborder des sujets tels que la théorie des jeux ou les algorithmes de recommandation qui sont autant de sujets préliminaires à des cours plus spécialisés en intelligence artificielle. Un enseignement électif de 2^e année, dressant un panorama des techniques de base en intelligence artificielle, va ouvrir à la rentrée prochaine et rassemblera une centaine d'élèves. Enfin la mention « Intelligence artificielle » en 3^e année traitera en profondeur ce domaine en abordant de façon extensive l'apprentissage machine, la représentation des connaissances, le raisonnement en environnement certain ou incertain et la prise de décision. En complément de ces fondamentaux, les élèves pourront opter pour un module sur les systèmes multi-agents et la planification, ou bien pour un module sur les systèmes conversationnels.

Forte de ses partenariats industriels et académiques de premier plan, CentraleSupélec offre à ses élèves des intervenants de milieux diversifiés et des sujets d'études à la pointe de la science et de la technique.

Glossaire

de l'intelligence artificielle



L'intelligence artificielle, notamment l'apprentissage machine, fait appel à de nombreux termes techniques. En voici quelques définitions.

Intelligence artificielle

C'est une gageure de proposer une définition de l'IA. Le Larousse propose « ensemble des théories et des techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence ».

Deux visions s'opposent :

- la recherche de la reproduction d'une intelligence consciente, qu'on appelle parfois « IA générale » ou « IA forte », qui vise à imiter le fonctionnement du cerveau ;
- une approche plus pragmatique qui vise à rendre les machines de plus en plus « intelligentes » en reproduisant des fonctions cognitives de plus bas niveau ou très spécifiques, ce qu'on peut appeler « l'IA faible ».

IA symbolique

La branche traditionnelle de l'IA, qui utilise des algorithmes de raisonnement logique. Elle regroupe des domaines comme la recherche opérationnelle, la représentation de connaissances et les « systèmes experts ». On entend couramment aujourd'hui dire que l'IA symbolique est en perte de vitesse par rapport à l'apprentissage automatique, mais qu'elle « n'a pas dit son dernier mot ».

Machine learning

En français, on parle d'apprentissage machine, automatique ou statistique : procédé qui vise à donner à certaines catégories d'algorithmes d'IA la faculté de réaliser la classification de données (par exemple la reconnaissance d'image) ou la prédiction de valeurs (par exemple estimer le prix de vente d'un appartement) en fournissant à la machine une grande quantité de données que l'on sait caractériser. Une phase d'apprentissage permet à la machine de paramétrer automatiquement un modèle (par exemple un réseau de neurones) grâce à des algorithmes d'optimisation, ce qui donnera à l'algorithme la capacité de généraliser sur de nouveaux cas. Cette « intelligence » est appelée parfois « IA connexionniste », par opposition à l'IA symbolique.

Réseau de neurones artificiels

Type particulier de fonction mathématique constituée d'opérateurs non linéaires, les neurones, organisés en graphe multicouche, chaque nœud du réseau prenant en entrée une somme pondérée des sorties des nœuds de la couche précédente, à laquelle il applique une « fonction d'activation ». Les coefficients de pondération de chaque nœud sont paramétrés par apprentissage.

Deep learning ou apprentissage profond

Méthode d'apprentissage automatique qui utilise des architectures de réseaux de neurones complexes, comprenant de nombreuses couches cachées, et qui a connu un essor considérable ces dernières années.

Apprentissage supervisé

Méthode d'apprentissage automatique qui consiste à réaliser l'apprentissage avec des données « labellisées », c'est-à-dire annotées, étiquetées, souvent par un humain, ce qui permet à la machine d'apprendre à classifier de nouvelles données parmi des classes prédéfinies ou à prédire des valeurs pour de nouvelles données d'entrée. Son inverse est l'apprentissage non supervisé.

Apprentissage non supervisé

Méthode d'apprentissage automatique qui consiste à utiliser des données d'apprentissage non « labellisées », sans étiquette, et à laisser la machine faire des regroupements par caractéristiques communes non prédéterminées. Son inverse est l'apprentissage supervisé.

Apprentissage par renforcement

Méthode d'apprentissage automatique qui consiste à faire apprendre à un algorithme un comportement dans un environnement, une stratégie, à partir d'expériences successives associées à une fonction de récompense. L'algorithme va automatiquement améliorer son comportement pour maximiser un gain

espéré au cours d'une expérience, par exemple une partie d'un jeu. C'est ce type de méthode qui a été utilisé pour faire apprendre au programme AlphaGo de DeepMind à jouer au go, jusqu'à battre les meilleurs joueurs mondiaux.

Erreurs ou biais d'apprentissage

Problèmes variés associés aux méthodes d'apprentissage automatique qui découlent de la quantité et de la qualité des données d'apprentissage ainsi que de l'architecture du modèle. Le sous-apprentissage (ou biais élevé) est la caractéristique d'un algorithme modélisant mal les données d'apprentissage. Le surapprentissage (ou variance élevée) est la caractéristique d'un algorithme modélisant mieux les données d'apprentissage que des données nouvelles. Par ailleurs, si les données d'apprentissage contiennent des paramètres imprévus, voire introduits malicieusement dans la base d'apprentissage, l'algorithme pourra prendre des décisions « biaisées », non conformes aux objectifs visés par les concepteurs.

Explicabilité d'une IA

Caractéristique d'un algorithme ou d'une fonction qui consiste à pouvoir expliciter les raisons de sa décision, donc à associer explicitement les données d'entrée à la sortie de l'algorithme. Les réseaux de neurones sont des algorithmes faiblement explicables.

Algorithme certifiable

En aéronautique, la certification consiste à démontrer la fiabilité d'une fonction, par exemple un faible taux d'erreur, une prédictibilité maximale, y compris dans des situations dégradées, rares ou extrêmes. Un algorithme peut être certifié, mais certaines techniques d'IA, notamment l'apprentissage automatique, ne le permettent pas actuellement.