



HAL
open science

Robots Tactiques Polyvalents, vers la réalisation de missions complexes en autonomie

C Jourdas, B Ricaud

► **To cite this version:**

C Jourdas, B Ricaud. Robots Tactiques Polyvalents, vers la réalisation de missions complexes en autonomie. APIA2021, Jul 2021, Bordeaux, France. hal-03874146

HAL Id: hal-03874146

<https://hal.science/hal-03874146v1>

Submitted on 27 Nov 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Robots Tactiques Polyvalents, vers la réalisation de missions complexes en autonomie

C. Jourdas¹, B. Ricaud²

¹ Nexter Robotics

² Nexter Systems

c.jourdas@nexter-group.fr, b.ricaud@nexter-group.fr

Résumé

Nexter Robotics et Nexter Systems développent des Robots Tactiques Polyvalents, capables d'assister les combattants sur le terrain dans un ensemble de missions telles que la surveillance de site, l'ouverture d'itinéraire, le transport logistique ou l'extraction de blessés. La réalisation de missions complexes nécessite l'implication de techniques d'intelligence artificielle à différents niveaux, aussi bien dans les modules de perception que pour la prise de décision. Ces développements ont fait l'objet de multiples démonstrations, et de nombreux projets applicatifs, évoqués ici, sont encore à venir. Les travaux réalisés dans le cadre de ces développements sont la base du socle applicatif qui servira pour les robots de tailles équivalentes mais également les robots plus lourds.

Mots-clés

Robotique, autonome, IA décisionnelle, perception.

Abstract

Nexter Robotics and Nexter Systems are currently working on polyvalent tactical robots, able to assist fighters on the field for various missions, such as site surveillance, itinerary opening, logistical transport or the extraction of the wounded. These missions' feasibility depends on the robot's ability to perceive its environment, evolve in it, and decide what to do, thereby requiring AI modules at various levels. These developments have already been applied to numerous demonstrations, and several projects are still to come. These developments will become the base of future products from this weight to heavy robotics platforms.

Keywords

Robotics, autonomy, decisional AI, perception

1 Introduction

Comme l'a indiqué en 2018 le général Charles Beaudouin, alors sous-chef d'état-major chargé des plans et des programmes de l'état-major de l'armée de Terre, l'ambition était de « développer d'ici à 2021 de grands robots, de l'ordre d'une tonne, qui puissent être employés en opération » [1], tandis qu'à l'horizon 2030, les futures générations de robots pourraient être dotées de plus en plus d'intelligence artificielle, pour les rendre les plus autonomes possible.

Les travaux menés sur les Robots Tactiques Polyvalents (RTP) se placent dans ce cadre. Ces plateformes robotisées, allant de

300 kilos à plusieurs tonnes, doivent pouvoir réaliser des missions variées, allant du support logistique à l'extraction de blessés, en passant par l'ouverture d'itinéraire ou la surveillance de site. D'après le cadrage fourni par l'Etat-Major de l'Armée de Terre (EMAT), la finalité de la robotique est en effet d'améliorer la protection du militaire tout en le dégageant des tâches pouvant être réalisées par des machines.

Nos travaux visent donc à développer l'autonomie de mobilité et d'observation de ces robots, actuellement téléopérés, pour leur permettre de se rendre rapidement sur le terrain et d'apporter un soutien opérationnel aux troupes.

Les apports potentiels de l'IA dans ce domaine sont nombreux :

- Analyse du terrain : cartographie locale, analyse de texture du sol...
- Mobilité autonome : suivi de convoi, de leader (personne ou véhicule que doit suivre le robot), de chemin...
- Surveillance : détection de menace, d'intention des personnels évoluant autour du robot...

L'introduction d'une autonomie de mobilité sur ces robots évoluant en milieu non structuré apparaît en effet comme un besoin incontournable pour pallier les restrictions actuelles de la télé-opération (en particulier au niveau de la communication radio) et pour aboutir à une coopération Homme-Robot efficace, notamment dans le cas de systèmes multi-robots. En effet, l'utilisation de communications radio dans le cadre opérationnel est très cadrée et limitée en termes de transfert de données et de portée.

Afin de pouvoir réaliser ces missions complexes, les RTP sont munis de nombreux capteurs : LIDAR 2D pour la sécurité immédiate des personnels évoluant autour du véhicule, LIDAR 3D 16 ou 32 couches pour une acquisition longue portée autour du véhicule, caméras dans le visible, l'infra-rouge, caméras de profondeur, caméra 360°, etc. La figure 1 présente l'un de ces robots, l'Optio, muni de ces différents capteurs.

Depuis la mise en œuvre des actionneurs jusqu'à l'intégration des robots autonomes dans un peloton, de nombreuses couches algorithmiques intégrant des techniques d'intelligence artificielle interviennent. Au plus bas niveau, nous développons des modules indépendants de mobilité et de perception. Comme l'illustre la figure 2, il convient alors de combiner intelligemment ces briques à plus haut niveau pour pouvoir réaliser des tâches complexes à l'échelle d'un robot, voire d'une meute (plateformes hétérogènes) ou d'un essaim (plateformes

homogènes) de robots. Cet article présente ainsi les différentes applications de l'intelligence artificielle à la robotique mobile de défense telles qu'intégrées dans les systèmes de Nexter. Il ne s'agit pas ici d'une revue de l'état de l'art ou d'une synthèse des questions ouvertes mais bien d'un compte rendu des travaux engagés et des problématiques rencontrées dans le cadre de l'automatisation de nos plateformes.



Figure 1 : Vues de l'Optio, sur base de plateforme chenillée Milrem et robotisée par Nexter. On peut distinguer ici les LIDAR 2D et 3D, ainsi que certaines caméras derrière la vitre centrale et sur les côtés.

2 Les modules d'autonomies bas niveau

Les véhicules autonomes font l'objet de très nombreux travaux dans le domaine civil [2], aussi bien au niveau de la perception de l'environnement que pour le suivi de trajectoire. De la même façon, l'ensemble des capteurs disponibles sur les RTP permettent d'envisager à terme une analyse fiable et complète de son environnement et sa mobilité autonome. Nous avons donc choisi dans un premier temps de développer des modules indépendants sur lesquels bâtir une expérience au fur et à mesure des retours des opérationnels suite à nos diverses expérimentations et démonstrations. Néanmoins, si ces modules s'inspirent des travaux effectués dans le civil, les spécificités de notre domaine d'emploi imposent de les adapter.

2.1 Perception et mobilité autonomes

L'objectif de nos travaux n'est pas de faire de la recherche fondamentale sur ces sujets mais d'intégrer et d'adapter les techniques de l'état de l'art aux RTP. Si nous faisons le choix de nous focaliser ici sur les algorithmes d'apprentissage

profond (deep learning), les techniques de machine learning ne sont pas pour autant oubliées dans nos travaux. Néanmoins, le domaine du traitement d'image est l'un de ceux à avoir le plus bénéficié des avancées du deep learning ces dernières années. Entre 2011 et 2015, les taux d'erreurs à la compétition de classification d'image ILSVRC ont été divisés par 4 grâce au deep learning, pour atteindre celui d'un humain sur cette même tâche [3]. De même, au Caltech Pedestrian Detection Benchmark, les techniques à base d'AdaBoost offrent de bonnes performances mais les meilleurs résultats, sur le jeu de test Caltech [4], sont obtenus par des solutions d'apprentissage profond. Là encore, toutes les pistes sont étudiées en interne mais nous avons choisi de nous intéresser plus particulièrement ici à ces algorithmes.

Dans le domaine de la détection et de la classification d'objets, les réseaux Mask R-CNN [5] et Yolo [6] offrent de très bonnes performances. Si le premier a des temps de traitement moins adaptés aux applications temps réel, le deuxième possède une version embarquée facilement intégrable.

De même, l'estimation de pose a donné lieu à de nombreux travaux tels qu'OpenPose [7] et UniPose [8], susceptibles de servir de base à des algorithmes de détection d'intention ou de commande gestuelle pour les robots. Enfin, le domaine des véhicules autonomes a grandement bénéficié des avancées en segmentation sémantique qui vise à classifier chaque pixel d'une image pour aider, notamment, un véhicule autonome à se déplacer sur une route et à identifier les panneaux de signalisation rencontrés. Dans ce domaine, des réseaux tels que PSPNet [9] et DeepLab [10] ont présenté de très bonnes performances au challenge Pascal VOC 2012.

Bien que quelques solutions académiques évoquées ici nécessiteraient des travaux pour être embarquées sur le calculateur d'un RTP, actuellement de type Jetson TX2 ou Xavier de Nvidia, le problème principal rencontré dans le développement de modules autonomes sur nos RTP n'est pas algorithmique. En effet, la première problématique concerne la donnée et est directement liée aux cas d'usages de ces robots.

Il existe désormais quantité de bases de données civiles annotées (OpenImages de google pour les problématiques de détection, Cityscapes pour la segmentation sémantique et le suivi de route, base de données FLIR pour les traitements Infra-rouge...). Celles-ci ont néanmoins l'inconvénient d'être, pour la plupart, à usage non-commercial uniquement. De plus, ces bases sont rarement adaptées à des cas d'usage militaires. Un soldat en tenue de camouflage est naturellement plus difficile à détecter, et très peu représenté, dans les bases publiques. De même, si l'on prend l'exemple du suivi de chemin : de nombreuses bases de routes urbaines segmentées existent. Néanmoins, les véhicules militaires, et donc les RTP envisagés ici, doivent pouvoir se déplacer dans des environnements non balisés et pour lesquels le chemin à suivre ne sera défini, dans certains cas, que par des ornières faites par le véhicule qui précède. La figure 3 oppose ainsi les données civiles annotées de BDD100K aux environnements d'application cible pour nos robots.

De plus, les robots sont opérés uniquement en extérieur avec un environnement lumineux et météorologique non contrôlé et très variable (fonctionnement sous la pluie, sous la neige, de jour, de nuit...). Aussi, la solution employée doit exploiter au

maximum les données de l'ensemble des capteurs disponibles sur le robot pour assurer la fiabilité du système, et les données publiques acquises par des caméras Infra-Rouge ou de profondeur sont encore plus limitées.

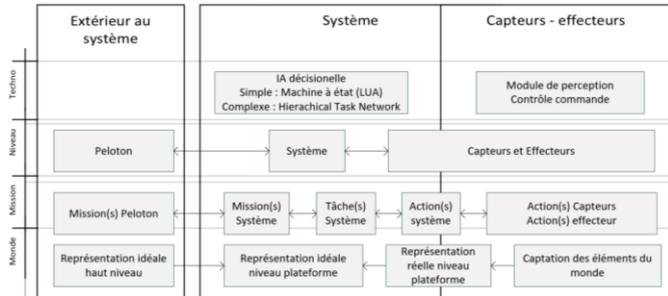


Figure 2 : Différents niveaux d'implication de l'Intelligence Artificielle dans les Robots Tactiques Polyvalents.

Une solution serait bien évidemment d'obtenir des données des théâtres d'opération pour constituer des jeux de données militaires représentatifs. Cependant, la sensibilité de ces données est un frein conséquent, et si la Direction Générale de l'Armement (DGA) s'est muni via le projet Artemis d'une infrastructure de stockage et de traitement des données, la source de ces données et leur partage est en cours de définition. Nous avons donc exploré d'autres voies pour réussir à adapter des modules d'autonomie et à les intégrer dans les RTP. Tout ceci dans l'optique de présenter aux opérationnels différents modules lors de démonstrations pour obtenir leurs retours et clarifier leurs besoins.



Figure 3 : A gauche, données civiles annotées de BDD100K, à droite environnements cibles pour nos robots.

2.2 Intérêt de la simulation

Compte-tenu des contraintes militaires, de la diversité des environnements et des cas d'usages, et de la difficulté à obtenir et faire annoter des bases de données réelles, les approches simulées nous semblent indispensables. Pour cette raison, nous avons choisi d'exploiter la simulation en faisant appel à plusieurs outils de simulation externes. Le premier de nos simulateurs, fourni par 4DVirtualiz, offre des environnements

que nous pouvons rendre représentatifs de nos cas d'emploi et simule également les données acquises par des capteurs tel que LIDAR, centrale inertielle, GPS. Ce simulateur privilégie la génération de données temps réel à l'identique des interfaces des capteurs réels mais au détriment de la qualité du rendu des images. Néanmoins la qualité est suffisante pour tester les algorithmes de perception sur un robot évoluant dans cet environnement (simulation de type HIL : hardware in the loop). C'est sur ce simulateur que sont testés nos modules de détection d'objet ou de suivi de leader/convoi pour validation et avant intégration sur nos plateformes.

La figure 4 montre ainsi quelques prises de vue de l'environnement de 4DVirtualiz. Ces prises de vue sont faites depuis la vue robot intégrant les résultats d'un module de détection de personne/véhicule/arme et de suivi autonome de véhicule.

La deuxième catégorie de simulateurs utilisés, tels que Unreal Engine et le plugin AirSim, a pour but la création de bases de données d'entraînement pour les algorithmes d'apprentissage. Unreal engine offre l'avantage de pouvoir créer des environnements photo réalistes dans des conditions météo et d'illuminations très divers. Airsim permet de réaliser des enregistrements de bases de données et d'annotation automatique.

Ces bases de données ont notamment été utilisées pour l'entraînement de notre algorithme de suivi de chemin. Ainsi, compte tenu de la multiplicité des environnements ruraux cibles pour nos plateformes, la simulation semble le moyen le plus rapide et efficace d'agrandir nos bases d'apprentissage, bien évidemment en parallèle d'acquisitions et d'étiquetage de données réelles.

La figure 5 présente un exemple de données simulées avec Unreal Engine, nativement annotées, ainsi que les résultats obtenus par le module de segmentation de route sur données réelles.

2.3 Criticité du risque

Les véhicules autonomes civils, objets de dizaines d'années de travaux, sont très encadrés, et les cas d'application de conduite autonome de niveau 3, spécifiquement le maintien sur voie rapide à 60km/h maximum, strictement définis. Dans le cas de véhicules militaires plusieurs problématiques se cumulent, alors que les travaux dans ce domaine ne font que commencer. L'environnement, tout d'abord, qui comme nous l'avons vu est très diversifié et non balisé ; les capteurs, multiples et nécessitant des acquisitions de données spécifiques ; les cas d'usages et les missions visées complexes ; et enfin la criticité du risque.

En effet, comme toute analyse statistique, les apprentissages profonds sont sujets aux erreurs que ce soit parce que la base d'apprentissage n'est pas suffisamment représentative des cas d'usages, ou parce que le réseau n'est pas assez résistant à tous les leurres envisageables. Il est donc nécessaire de bénéficier sur les véhicules robotisés de « garde fous » susceptibles de corriger ces erreurs (par exemple avec des croisements d'algorithmes), ou de les détecter avant qu'elles ne deviennent dangereuses en rendant la main à l'opérateur. Actuellement, deux opérateurs sont nécessaires pour téléopérer un robot et exploiter la charge utile (senseurs ou effecteurs).

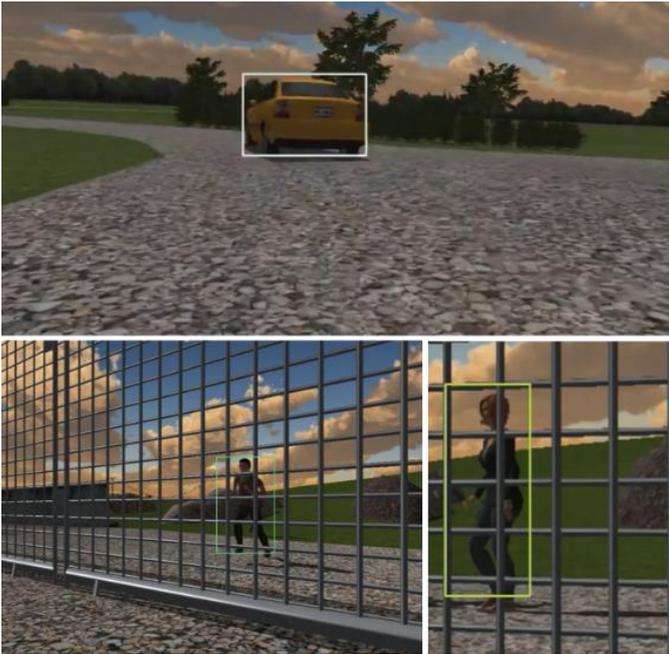


Figure 4 : Exemples de détections et suivi de véhicule depuis le calculateur d'un RTP « nourri » par les capteurs du simulateur de 4DVirtualiz.



Figure 5 : En haut, des environnements générés avec AirSim et les labels de segmentation sémantique natifs. En bas, les résultats du module de détection de chemin intégrant ces données à l'apprentissage.

L'autonomisation des plateformes doit permettre de réduire ce nombre à un opérateur pour plusieurs fonctions et à terme pour plusieurs robots, de manière à libérer du temps aux combattants pour des tâches à plus forte valeur ajoutée. Néanmoins, même dans le cas d'un opérateur supervisant plusieurs robots, il devra être en mesure de reprendre la main à tout instant en cas de problème.

Disposer d'un indice de confiance pour chaque module autonome est ainsi indispensable pour que le ou les algorithmes indiquent immédiatement à l'opérateur que le robot est dans l'impossibilité de statuer, pour une éventuelle reprise en main. De même, la multiplication de modules sécuritaires bas niveau, notamment de détection d'obstacles, susceptibles de prendre la main sur les fonctions autonomes des couches supérieures, peut permettre de réduire les risques, qu'il s'agisse de risques directs de collision ou de mise en danger des troupes par un mauvais comportement du robot.

On évoquera ici l'exemple du suivi de leader : une première version a été implémentée et testée sur l'une de nos mules (robot de transport de matériel), avec les algorithmes de contrôle associés. Celle-ci suit la trajectoire du chef de groupe en s'adaptant à ses mouvements. Néanmoins, si ce mode de fonctionnement peut suffire dans un cas nominal de déplacement de troupes, cela ne gèrera pas les comportements « tactiques » du leader. Imaginons que celui-ci détecte une menace et se mette à couvert (i.e. se cacher et observer), comment en informer le robot très rapidement et le faire agir en conséquence en se mettant lui aussi en sécurité ? Il serait complexe de devoir reprendre la téléopération dans une situation aussi délicate et des solutions, comme de la détection d'intention et de changement de posture, adaptées au domaine militaire, sont envisagées.

3. Complexification des tâches

À terme, l'objectif de l'Armée de Terre est d'employer les robots non pas comme de simples outils à l'instar des robots de déminage, mais comme des robots compagnons évoluant en synergie avec leurs opérateurs humains. En effet, les ressources humaines de l'Armée de Terre sont en flux tendu et la robotique, si l'on souhaite qu'elle soit de masse, ne doit pas accaparer des opérateurs à 100%. Afin de transformer des robots outils actuellement téléopérés 100% du temps en des robots compagnons, il est nécessaire que ces robots gagnent en autonomie. Cette autonomie doit premièrement atteindre un socle de crédibilité exploitant toutes les fonctions de bas niveau présentées ci-avant. Deuxièmement, l'orchestration de ces fonctions élémentaires permettra de réaliser des tâches plus évoluées comme la surveillance d'une zone ou le convoi logistique. In fine, l'objectif est de pouvoir donner des missions à réaliser aux robots comme elles seraient données à des équipages de véhicules blindés ou des groupes d'infanterie. Pour cela les robots doivent avoir une autonomie dite de mission apte à remplir ce type de travail basé sur une interprétation de l'environnement dans lequel ils évoluent. Cette autonomie, en plus de répondre au besoin tactique et s'intégrer au cadre militaire, doit apporter les preuves de fonctionnement pour permettre aux opérateurs et à leurs chefs d'avoir confiance dans les actions entreprises par la machine et d'en garder le contrôle à tout moment pour des questions de

performance d'emploi, mais également d'éthique.

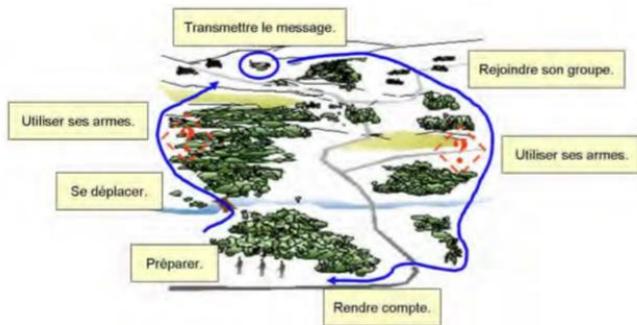


Figure 6 Tâche PORTER UN MESSAGE issue du TTA 150 [11]



Figure 7 Parallèle entre monde simulé et monde réel

3.1 Une autonomie de mission

Comme expliqué précédemment, l'autonomie de mission doit prendre en compte la complexité des missions à réaliser dans ces processus décisionnels tout en permettant aux opérateurs en charge de garder le contrôle dans leur supervision. Pour cela, un des plus gros défis est la représentation du monde exploitée par les robots pour faire ses choix tactiques et évoluer sur le théâtre d'opération de manière sûre et performante.

3.1.1 Processus décisionnels et supervision

A l'instar de la hiérarchie des ressources humaines caractéristiques du monde militaire, les actions réalisées par les soldats, les groupements de soldats et les groupements de groupements de soldats sont elles aussi hiérarchisées.

Ces actions font partie d'un ensemble appelé doctrine, comme le présente le document appelé TTA 150 [11], qui donne la marche à suivre pour réaliser des actions militaires coordonnées et efficaces.

Afin de s'intégrer dans un dispositif militaire, un robot doit rentrer dans le moule de cette doctrine et évoluer sur le théâtre d'opération avec une rigueur et un esprit identique aux soldats qui l'entoureront. Pour cela, les processus décisionnels qu'il doit employer sont nécessairement complexes de par l'ensemble des choix qu'il doit réaliser et les différents horizons de temps qu'il doit considérer, mais doivent rester hiérarchisés.

En effet, cette hiérarchie n'est pas seulement nécessaire au respect de l'esprit de la mission, mais a surtout pour objectif de permettre aux opérateurs et aux chefs de comprendre et de suivre les processus décisionnels des robots en fonctionnement sur les théâtres d'opération avec une logique identique à celle employée par les soldats dans le même espace-temps. Le but est de pouvoir répondre à ces 3 questions : que fait le robot, dans quel but le fait-il et que fera-t-il ensuite ? Sans pouvoir répondre à ces questions, les opérateurs et les chefs qui les emploient ne pourront pas avoir une confiance suffisante dans les actions du

robot pour lui déléguer des tâches automatiques.

Dans ce cadre, Nexter travaille avec des opérationnels pour identifier les besoins précis en information qui leur sont nécessaires pour pouvoir déléguer des tâches aux automatismes et les informations essentielles leur permettant de rester toujours conscients de la situation dans laquelle évolue le robot pour pouvoir reprendre la main à n'importe quel moment.

Pour améliorer les performances de l'intelligence artificielle comportementale (« Faire différentes choses sous certaines circonstances » [12]), nous nous intéressons au monde du jeu vidéo qui a une longue expérience et un fort investissement dans ce complexe. En effet des jeux vidéo comme Red Dead Redemption de Rockstar games, ou Cyberpunk 2077 de CD Project ont coûté plusieurs centaines de millions de dollars de développement et ont fait évoluer les méthodes d'intelligence artificielle comportementale du jeu vidéo par les approches qu'ils ont suivies. Comme l'explique K. DILL, l'enjeu est à la fois d'avoir des agents qui soient réactifs, tout en permettant au concepteur d'en garder le contrôle [13]. Un certain nombre d'approches existent pour générer le comportement d'un agent (robot ou personnage), les machines à états, les arbres de décision ou encore les systèmes de planification [12,14]. C'est sur ces derniers que nos travaux se portent. En effet, les systèmes de planification et notamment les réseaux de tâches hiérarchiques (HTN) s'avèrent pertinent pour traduire les processus décisionnels hiérarchisés propres au monde militaire [15], en plus d'être plus évolutifs que d'autres approches [14]. Aussi, Nexter travaille sur l'application de ce type d'algorithmes à des doctrines de cavalerie.

Pour cela la première étape est une phase d'ingénierie des connaissances pour retranscrire numériquement les questions que se posent les soldats afin de réaliser des actions de déplacement ou d'observation. La seconde étape est de retranscrire l'ensemble des actions élémentaires des soldats en tâches systèmes (Figure 2) comme par exemple « PORTER UN MESSAGE » (Figure 6) et de les lier aux questions précédemment identifiées. La troisième étape consiste elle à regrouper et hiérarchiser ces tâches élémentaires pour créer des « missions » dans lesquelles le robot s'intégrera afin de trouver les tâches à réaliser en cohérence avec l'ensemble des tâches réalisées par le groupement dans lequel il s'intègre.

3.1.2 Représentation du monde

Cependant un problème majeur existe : les mondes virtuels dans lesquels évoluent les agents animés par les intelligences comportementales des jeux vidéo sont connus de manière absolue. Le sol est identifié, les obstacles le sont aussi et sont même inventoriés. Ainsi, quand un agent est conçu pour éviter les voitures, mais écraser les buissons, il suffit de lui indiquer que la classe voiture n'est pas franchissable et que la classe buisson l'est. Le moteur de jeu fera le reste [16].

Dans le monde robotique par contre, le premier défi est déjà de réussir à ségréguer les obstacles du sol et le second de les identifier. Ainsi, la représentation du monde robotique ne peut pas, contrairement au jeu vidéo, se baser sur une connaissance absolue du monde, mais doit prendre en compte les biais liés aux algorithmes bas niveau qui interprètent le monde comme ils le perçoivent (et non comme il est) et qui peuvent se tromper.



Figure 8 Expérimentations Magicien d'Oz avec des soldats opérationnels

C'est pour cette raison que les algorithmes à employer dans le cadre de la robotique militaire ne peuvent pas être des applications directes de ceux employés dans les jeux vidéo même s'ils peuvent grandement s'en inspirer. C'est aussi pour cela que le grand défi de l'intelligence comportementale est l'interprétation faite par les algorithmes du monde qui entoure le robot et de la situation tactique qui évolue en permanence.

3.2 Interprétation

L'interprétation est à considérer au sens large et l'intelligence artificielle employée pour celle-ci est à considérer de manière globale sans faire référence à une technologie en particulier.

Différents niveaux d'interprétation seront nécessaires pour avoir une vue éclairée de l'état du monde dans lequel évoluera le robot [17] (Figure 9).

3.2.1 Tâches système de mobilité

La principale problématique de la mobilité pour des systèmes employés au sein d'une force d'intervention militaire est que cette mobilité soit tactiquement pertinente. L'exemple à éviter est qu'à terme le robot emprunte la route la plus simple ou évidente le mettant aux vues de l'ennemi et le rendant vulnérable, ou pire mettant en danger ses opérateurs ou les soldats qui l'entoureront.

Au plus bas niveau de la mobilité, l'interprétation nécessaire est très faible voire nulle pour réaliser du contrôle commande. Par exemple pour éviter un obstacle, seule une nouvelle trajectoire locale va devoir être identifiée avec éventuellement une réduction de vitesse. Cependant, cet obstacle va devoir préalablement être détecté et classifié afin d'identifier s'il faut l'éviter et comment. Pour cela, des briques de perception d'environnement au profit de la mobilité doivent être employées pour différencier un obstacle de la route ou du chemin sur lequel se déplace le robot, et donc d'interpréter les données capteurs (des images par exemple, Figure 9) pour dissocier ces composantes (modules bas niveau). Au niveau supérieur (modules haut niveau), le robot devra interpréter son environnement pour identifier les différentes composantes « terrain » (ce qui est une forêt, une plaine, un terrain boueux) qui serviront de données d'entrée pour la réalisation des choix tactiques pertinents de la mobilité tactique. En effet, comment optimiser mon déplacement en optimisant à la fois ma couverture, ma capacité d'observation, ma vitesse et le potentiel du robot ?

Ainsi, ces différents niveaux ne vont pas utiliser les mêmes méthodes et algorithmes d'intelligence artificielle, mais vont devoir fonctionner ensemble pour que la mobilité soit tactiquement pertinente.

L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE MILITAIRE

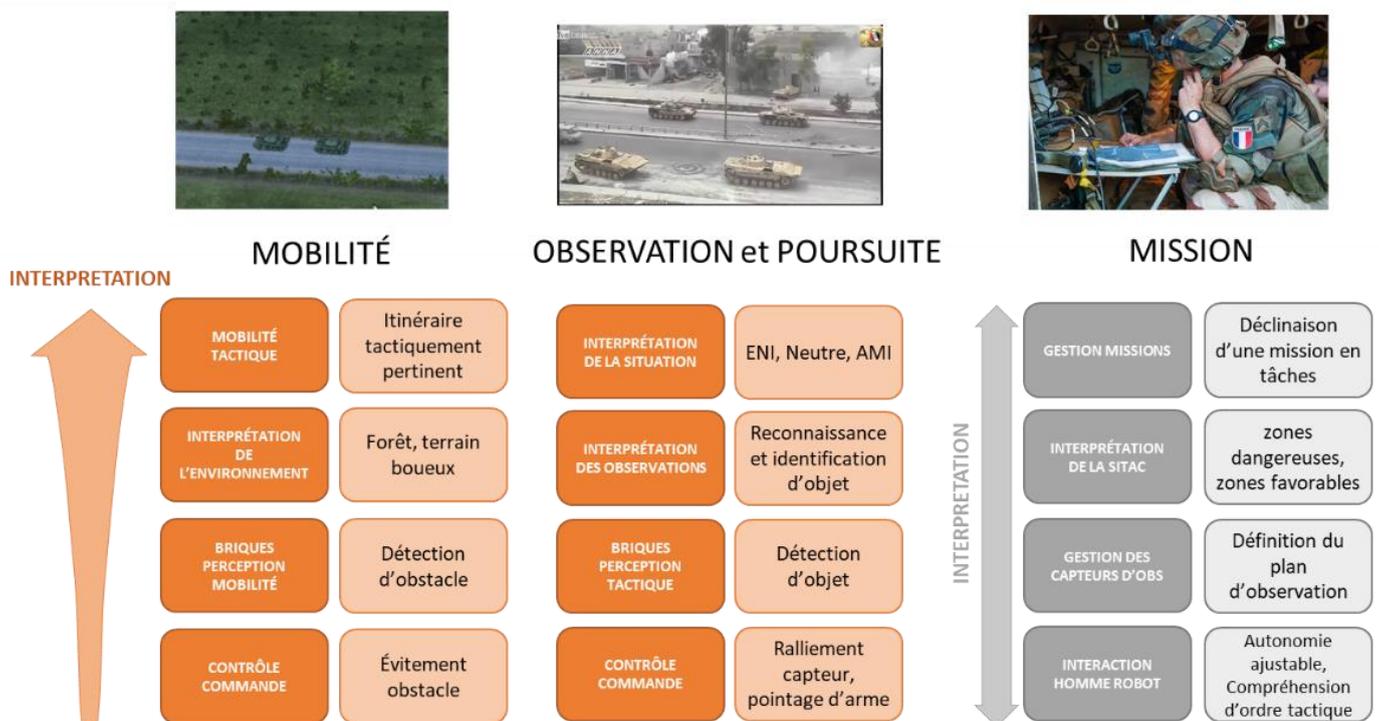


Figure 9 Les différents niveaux d'interprétation d'une Intelligence Artificielle militaire

3.2.1 Tâches système d'observation et de poursuite

Pour ce qui est de l'observation et de la poursuite l'enjeu se trouve dans la prise en compte de situations tactiques très complexes, comme par exemple des civils se déplaçant au milieu d'un dispositif ennemi. Dans cet exemple il ne faut pas que le système remonte à l'opérateur que l'entité civile (par exemple un bus) est une menace à traiter.

Au même titre que pour la mobilité le contrôle commande demandera un niveau d'interprétation bas. Par exemple, pour rallier un capteur ou un système de pointage sur une menace ou sur une cible. En effet, le ralliement se fera toujours sur une position absolue, cependant cette position se basera sur un état du monde permettant de sur des éléments interprétés tel que « l'entrée de l'entrepôt à 9h » ou « au pied de l'arbre entre l'église et le champ de maïs ».

En plus de permettre le ralliement automatique sur des objets interprétés dans le monde, l'interprétation de l'environnement va être nécessaire à l'analyse et au traitement de la menace par les opérateurs supervisant les actions du robot. Premièrement, il est nécessaire que le système puisse détecter des objets dans une scène balayée et extraire (détecter) des éléments pertinents. Comment interpréter qu'un objet est pertinent et doit être remonté à l'opérateur par rapport à un autre ? Par exemple, le garage à 9h n'est peut-être pas aussi pertinent que la grange à 10h et ce car l'ennemi que je cherche n'a pas le gabarit lui permettant de tenir dans le garage.

Deuxièmement, une fois qu'un objet est détecté, la reconnaissance et l'identification de celui-ci vont être primordiales à son traitement afin d'accélérer la prise de décision de l'opérateur. En reprenant l'exemple fourni au début du paragraphe, en plus de détecter un objet en mouvement qui peut être intéressant, le système doit également reconnaître que c'est un bus et identifier que c'est un bus civil et non un bus militaire.

Enfin, une fois que l'objet a été identifié, le système doit réussir à interpréter l'appartenance et l'état de l'objet. Est-ce que ce bus ou ce char d'assaut est un allié, un ennemi ou un neutre et est-il en état de fonctionnement ou est-ce une carcasse ?

3.2.2 Mission système

Toutes ces briques d'interprétation dans les tâches réalisées par le système permettront d'avoir une interaction Homme-Machine allégée, simplifiée et naturelle. Il est nécessaire que le système et l'opérateur soient en collaboration. Pour ce faire, le système devra répondre comme le ferait un opérateur. Sinon, l'opérateur sera noyé sous les informations de mobilité et d'observation à trier et sa concentration sur les tâches de commandement/décision sera impactée au détriment des chances de réussite de la mission. En effet, dans le domaine militaire terrestre, la durée d'une action de feu est de l'ordre de la seconde ou de la dizaine de secondes, aussi un opérateur surchargé d'informations ne sera plus en mesure de réagir dans les temps si lui ou les robots dont il a la charge sont pris à partie.

Dans ce cadre, l'interprétation dans les missions attribuées au système est à considérer à tous les niveaux de manière équivalente.

Premièrement, pour ce qui est du partage de tâches entre l'opérateur et le robot, le système va devoir gérer une

autonomie dite ajustable permettant un changement dynamique du niveau d'intervention de l'opérateur en passant de la téléopération à de l'autonomie complète en quelques secondes.

Deuxièmement, la machine devra comprendre les ordres tactiques en provenance de son opérateur sans que celui-ci ait à utiliser un lexique particulier. A l'inverse, le robot devra générer la synthèse de comptes rendus intelligibles par l'opérateur.

Troisièmement, pour les missions d'observation, il sera nécessaire de gérer les différents capteurs afin d'optimiser les zones d'observation en tenant compte de l'environnement. Pour cela, l'interprétation de la situation tactique sera nécessaire afin d'identifier les zones dangereuses, les zones d'où l'ennemi peut déboucher, etc, et en conclure sur l'attribution des capteurs aux différentes zones.

Enfin, comme détaillé dans le chapitre 3.1.1, la déclinaison d'une mission en un ensemble de tâches de plus bas niveau requerra la prise en compte de tous les niveaux présentés jusqu'alors en plus de l'interprétation de la situation tactique amie et ennemie et en tirer des comportements qui ne soient trop stéréotypés, mais qui restent dans l'esprit de la mission.

4 Mises en application

Comme en attestent les déclarations du Général Beaudouin en 2018 [1], les forces armées françaises n'intègrent pas encore de robots téléopérés, et encore moins de plateformes autonomes. En plus des problématiques d'acceptabilité de ces robots par les troupes évoquées au chapitre précédent, il est nécessaire de cerner le besoin des combattants pour ce type de robot.

Nous avons à cette fin une approche très démonstrative et itérative. Chaque module autonome est intégré et présenté dans un cadre précis de manière à avoir des retours directs des opérationnels et à orienter notre feuille de route en fonction. Cette approche permet aussi de capitaliser sur chacun des modules disponibles et d'augmenter petit à petit l'autonomie de nos plateformes.

Nous participons ainsi à de nombreux projets et expérimentations.

4.1 Développements et expérimentations passées

Nous avons participé en 2019 à une expérimentation de surveillance de site sensible. Pour celle-ci, le robot devait effectuer, en autonomie, des patrouilles sur le site, aller se recharger seul au besoin, et observer le périmètre en remontant des alertes en cas d'intrusion. Dans ce cadre, la relocalisation dans l'environnement et la planification de trajectoire s'effectuaient grâce à des algorithmes de localisation et de cartographie simultanés (SLAM) LIDAR, tandis que les modules de détection et de suivi de personnes/véhicules/armes s'appuyaient sur des techniques d'apprentissage profond, adaptées au cas d'usage via une base de données ciblée. Une machine à états développée en LUA permettait en outre de planifier l'enchaînement des modules autonomes « élémentaires » pour réaliser l'ensemble de la mission.

Début 2021, dans le cadre du projet MC² avec VEDECOM, ARQUUS et CNIM pour le compte du Battle Lab Terre, s'est déroulée une démonstration de convoi autonome de véhicules militaires en mode « multi-Follow me » [18]. Nexter a ainsi

robotisé deux plateformes intégrant un module de suivi de véhicule basé sur les données LIDAR et celles des caméras dans le visible. Il est en effet important que les informations remontées par les différents capteurs puissent être utilisées indépendamment. Ceci pour le cas où l'un d'eux ne serait pas disponible ou non utilisable, par exemple si la mise en marche du LIDAR rendait le véhicule trop visible de l'ennemi. De plus, ces informations doivent pouvoir être fusionnées de façon à maximiser les performances.

4.2 Projets en cours et futurs

Dans le courant du premier semestre 2021 aura lieu une nouvelle expérimentation de surveillance de site, celle-ci en milieu ouvert non structuré, avec l'adjonction d'un drone embarqué dans le robot. Cette expérimentation s'appuie sur les travaux de 2019 sur la surveillance de site, tout en intégrant les évolutions ayant eu lieu depuis. Des modules de détection, de suivi de leader piéton et véhicule, et de réidentification sont désormais embarqués dans le calculateur du robot pour fonctionner en temps réel.

Nexter participe aussi avec 13 partenaires, au projet iMUGS (integrated Modular Unmanned Ground System) qui a pour but de développer un système terrestre sans pilote normalisé

européen. Au cours de ce projet, lancé fin 2020, sera définie une architecture modulaire commune capable d'intégrer, selon les besoins, un ensemble de capteurs et de briques autonomes de perception, d'évolution et/ou de planification.

Un projet lancé fin 2020 dans le cadre du challenge IA, de la DGE et BPI France, vise aussi à développer avec une Start-up, Videtics, un module de détection de changement de posture, susceptible de poser les prémices d'une détection d'intention adaptée aux comportements des troupes cohabitant avec les RTP.

Un projet RAPID proposé avec Masa Group vise à adapter des techniques d'IA décisionnelles bien établies sur simulateurs à des plateformes réelles, de façon à faire réaliser des missions complexes par des meutes de robots hétérogènes tout en mettant l'accent, au cours des développements, sur l'interprétabilité des comportements observés, et ce afin de faciliter l'acceptabilité de tels systèmes.

Pour finir Nexter, avec d'autres industriels français et allemands conçoit et développera le système Main Ground Combat System (MGCS ou char futur) incluant des véhicules robotisés lourds. Pour préparer ce développement, Nexter est en charge de démonstrateurs technologiques en charge de prouver les capacités d'autonomie notamment sur le plan de la mobilité.

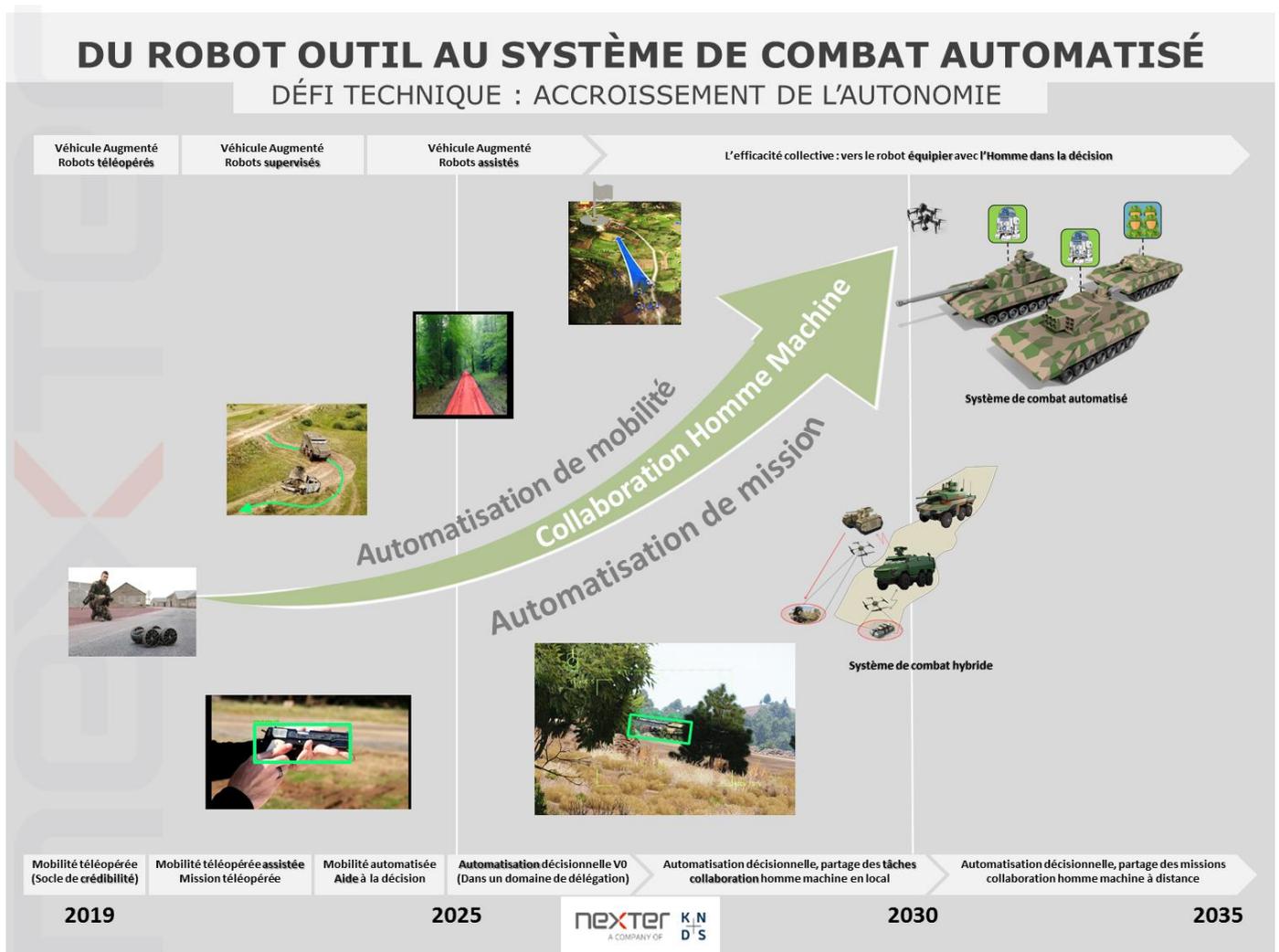


Figure 10 Feuille de route du robot outil au robot compagnon

5 Conclusion

Cet article présente l'application de l'Intelligence Artificielle aux robots tactiques polyvalents. Cette intelligence leur permettra de réaliser des missions plus complexes et d'avoir des capacités à s'adapter aux situations inattendues rencontrées grâce à un socle solide de modules élémentaires. Les développements réalisés dans le cadre de ces robots tactiques polyvalents permettent d'augmenter l'autonomie tactiques des robots de cette gamme mais permettent également de préparer les développements de robots plus lourds tel que le MGCS. En effet, comme le montre la Feuille de route du robot outil au robot compagnon figure 10 les modules développés pour les RTP sont prévus d'être en grande partie réutilisables et/ou transposables à ces robots lourds.

6 Références

- [1] C. Beaudouin, *Commission de la défense nationale et des forces armées*, Assemblée Nationale, 16 mai 2018.
- [2] F. Rosique, P.J. Navarro, C. Fernandez, A. Padilla, *A Systematic Review of Perception System and Simulators for Autonomous Vehicles Research*, *Sensors* 2019, 19, 648. <https://doi.org/10.3390/s19030648>.
- [3] O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A.C. Berg, L. Fei-Fei, *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*, *Int J Comput Vis* 115, 211–252, 2015.
- [4] P. Dollar, C. Wojek, B. Schiele, P. Perona, *Pedestrian Detection: A Benchmark*, *CVPR* 2009.
- [5] K. He, G. Gkioxari, P. Dollar, R. Girshick, *Mask R-CNN*, *CVPR*, arXiv 1703.06870, 2017.
- [6] J. Redmon et A. Farhadi, *Yolov3: An Incremental Improvement*, arXiv 1804.02767, 2018.
- [7] Z. Cao et al., *OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields*, *CVPR*, arXiv 1812.08008, 2018.
- [8] B. Artacho, A. Savakis, *UniPose: Unified Human Pose Estimation in Single Images and Videos*, *CVPR*, arXiv 2001.08095, 2020.
- [9] H. Zhao, J. Shi, X. Qi, XX. Wang, J. Jia, *Pyramid Scene Parsing network*, *CVPR*, arXiv 1612.01105, 2017
- [10] L. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou, F. Schroff, H. Adam, *Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation*, *ECCV*, arXiv 1802.02611, 2018
- [11] MINArm, DRHAT, *Sous-direction formation écoles, le combat proterre en milieu ouvert*, TTA 150, 2012
- [12] *Robot Programming: A Practical Guide to Behavior-Based Robotics*, Joseph L. Jones, Chapitre 3, 2004
- [13] K. Dill, *What Is Game AI?*, 1.2.2 Reactivity, Nondeterminism, and Authorial Control, *GAME AI PRO* 1, Chap. 1, 2013
- [14] *Behavior Selection Algorithms: An Overview*, Michael Dawe, *GAME AI PRO* 1, Chap. 1, 2013
- [15] Alexandre MENIF, *Planification d'actions hiérarchique pour la simulation tactique*, Chap 4, 2017
- [16] Chris Jenner and Sergio Ocio Barriales, *Fast Cars, Big City The AI of Driver San Francisco*, *GAME AI PRO* 3, Chap. 1, 2017
- [17] *Robot Programming: A Practical Guide to Behavior-Based Robotics*, Joseph L. Jones, Chapitre 1, 2004
- [18] *lère démonstration de suivi en convoi militaire interopérable*, Vedecom, 8 février 2021