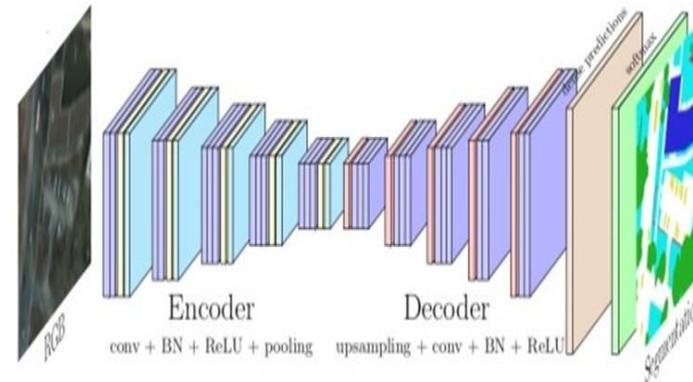
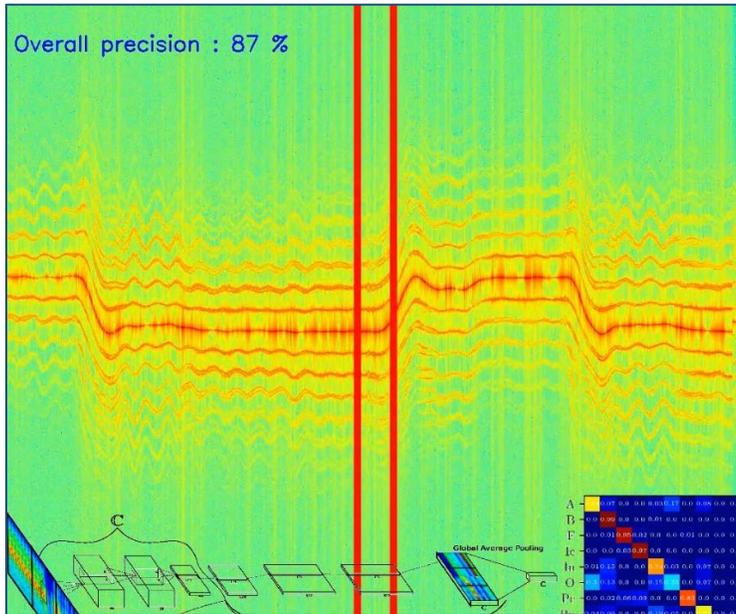
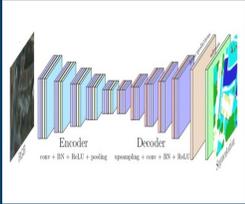


PFIA – Journée IA et Défense – 30 Juin 2021

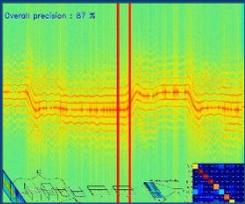
Session#5 : IA et Surveillance



IA et Surveillance



Les spécificités du contexte défense



IA embarquée pour la surveillance appliquée aux domaines Radar, Sonar et Caméra



IA pour la surveillance appliquée aux domaines Images et Renseignement Multi-Sources

IA & Surveillance

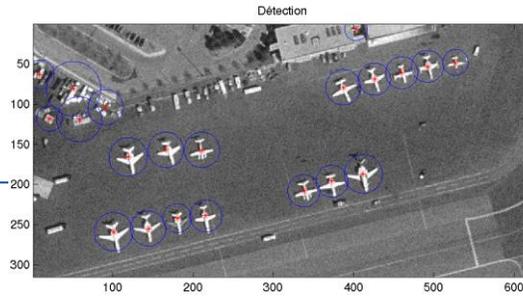
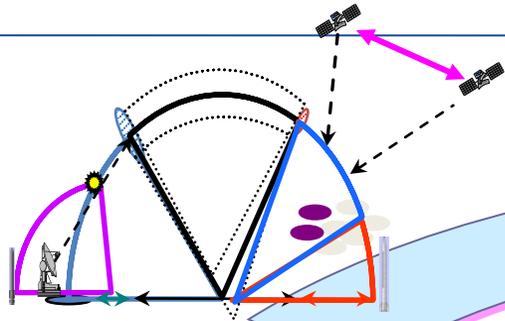
Les spécificités du contexte défense

Journée PFIA, 30 juin 2021

Elise Koeniguer, Gilles Foulon, Adrien Chan-Hon-Tong

Surveillance

& Défense

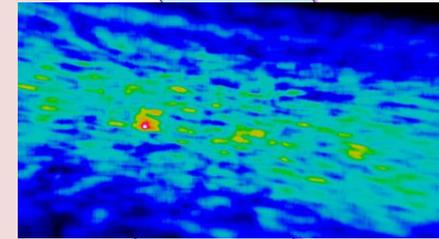


Alerte avancée

Interprétation d'Images

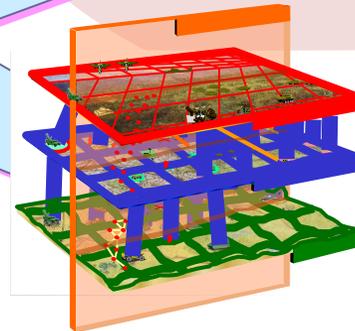
Perception embarquée

Perception
IA
Big data



Sécurité Globale

Tenue de situation



Réseaux de capteurs

Surveillance spatiale

Plan

1. IA : ce qui marche dans le monde civil

2. les enjeux du contexte Défense

Le deep learning : au dessus de l'humain ?

Alpha Go



<https://maximepawlak.medium.com/alphago-quand-la-machine-défie-l'homme-2-3-f21d284a934c>

Imagenet



Le deep learning : au dessus de l'humain ?

Alpha Go



<https://maximepawlak.medium.com/alphago-quand-la-machine-défie-l'homme-2-3-f21d284a934c>

Imagenet



Alpha Go c'est plus du renforcement que du DL

Le deep learning : au dessus de l'humain ?

Old label: pier
ReaL: dock; pier;
speedboat; sandbar;
seashore



Old label: quill
ReaL: feather boa



Old label: sunglass
ReaL: sunglass;
sunglasses



Old label: hammer
ReaL: screwdriver;
hammer; power drill;
carpenter's kit



Old label: water jug
ReaL: water bottle



Old label: sunglasses
ReaL: sunglass;
sunglasses



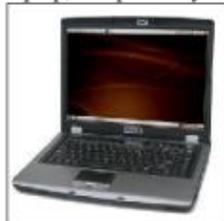
Old label: monitor
ReaL: mouse; desk;
desktop computer; lamp;
studio couch; monitor;
computer keyboard



Old label: chain
ReaL: necklace



Old label: laptop
ReaL: notebook;
laptop; computer keyboard



Old label: zucchini
ReaL: broccoli;
zucchini; cucumber;
orange; lemon; banana



Old label: purse
ReaL: wallet



Old label: notebook
ReaL: notebook;
laptop; computer keyboard



Old label: ant
ReaL: ant; ladybug



Old label: passenger car
ReaL: school bus



Old label: laptop
ReaL: notebook;
laptop



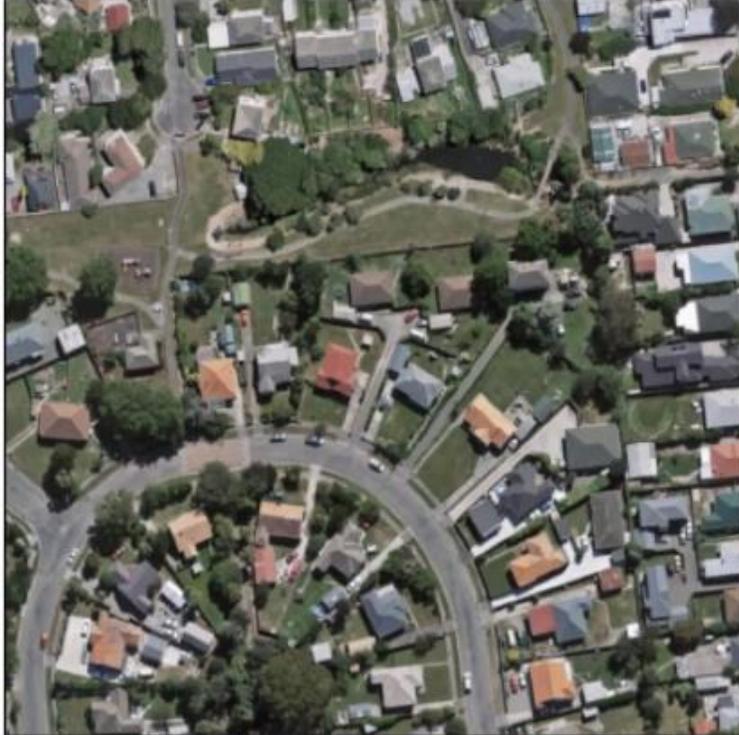
<https://arxiv.org/abs/2006.07159>
are we done with imagenet ?

**La classification
est un problème
ambigu**



Les algorithmes atteignent des taux d'erreur du niveau de l'ambiguïté

Le deep learning : des taux d'erreurs du niveau de l'ambiguïté



doi :
/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.011

AIRS
50cm

La vérité terrain rognée d'1 pixel

90 % d'IoU

efficientnet (arxiv.org/abs/1905.11946)

95 % d'IoU

https://github.com/qubvel/segmentation_models_pytorch

Le deep learning : des taux d'erreurs du niveau de l'ambiguïté



arxiv.org/abs/1711.10398

Détection à 0.5
d'IOU
→ ambiguë pour
les petits objets

2 pixels d'écart pour une
voiture à 30 cm

Détection automatique de véhicules civils sur des images aériennes :
On atteint les limites du paradigme de l'apprentissage supervisé

Plan

2. Contexte Défense : les enjeux

- Les données rares
- Les contre mesures
- La multimodalité

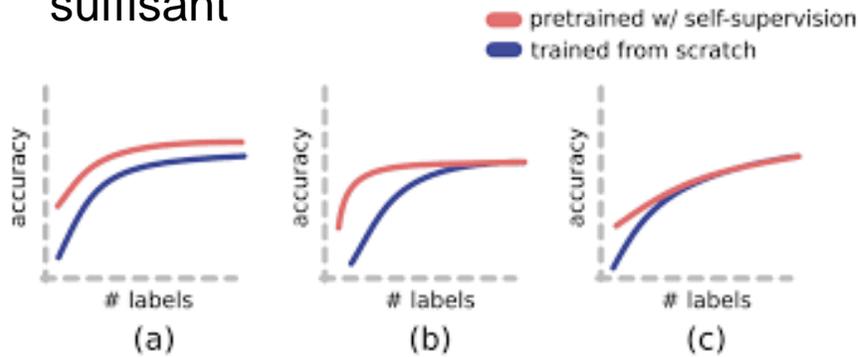
Le manque de données

- Manque de disponibilité de données opérationnelles représentatives
- Manque de disponibilité de vérité terrain ou d'annotations
- Capteurs physiques : des données non « conventionnelles » !

→ l'IA Défense peut-il s'appuyer sur des datasets civils ?

Le deep learning avec des données rares ?

Le finetuning ne semble pas suffisant

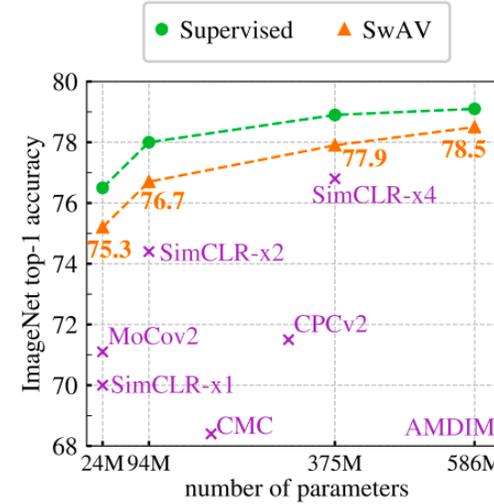


arxiv.org/abs/2003.1432

Table 1: Zero-shot semantic segmentation on Pascal-VOC.

K	Model	Seen			Unseen			Overall			
		PA	MA	mIoU	PA	MA	mIoU	PA	MA	mIoU	hIoU
	Supervised	-	-	-	-	-	-	94.7	87.2	76.9	-
2	Baseline	92.1	79.8	68.1	11.3	10.5	3.2	89.7	73.4	44.1	6.1
	ZS3Net	93.6	84.9	72.0	52.8	53.7	35.4	92.7	81.9	68.5	47.5
4	Baseline	89.9	72.6	64.3	10.3	10.1	2.9	86.3	62.1	38.9	5.5
	ZS3Net	92.0	78.3	66.4	43.1	45.7	23.2	89.8	72.1	58.2	34.4
6	Baseline	79.5	45.1	39.8	8.3	8.4	2.7	71.1	38.4	33.4	5.1
	ZS3Net	85.5	52.1	47.3	67.3	60.7	24.2	84.2	54.6	40.7	32.0
8	Baseline	75.8	41.3	35.7	6.9	5.7	2.0	68.3	34.7	24.3	3.8
	ZS3Net	81.6	31.6	29.2	68.7	62.3	22.9	80.3	43.3	26.8	25.7
10	Baseline	68.7	33.9	31.7	6.7	5.8	1.9	60.1	26.9	16.9	3.6
	ZS3Net	82.7	37.4	33.9	55.2	45.7	18.1	79.6	41.4	26.3	23.6

wandb.ai/authors/swav-tf/reports/Unsupervised-Visual-Representation-Learning-with-SwAV--VmlldzoyMjg3Mzg



Le contrastive est prometteur mais son application à la détection n'est pas triviale

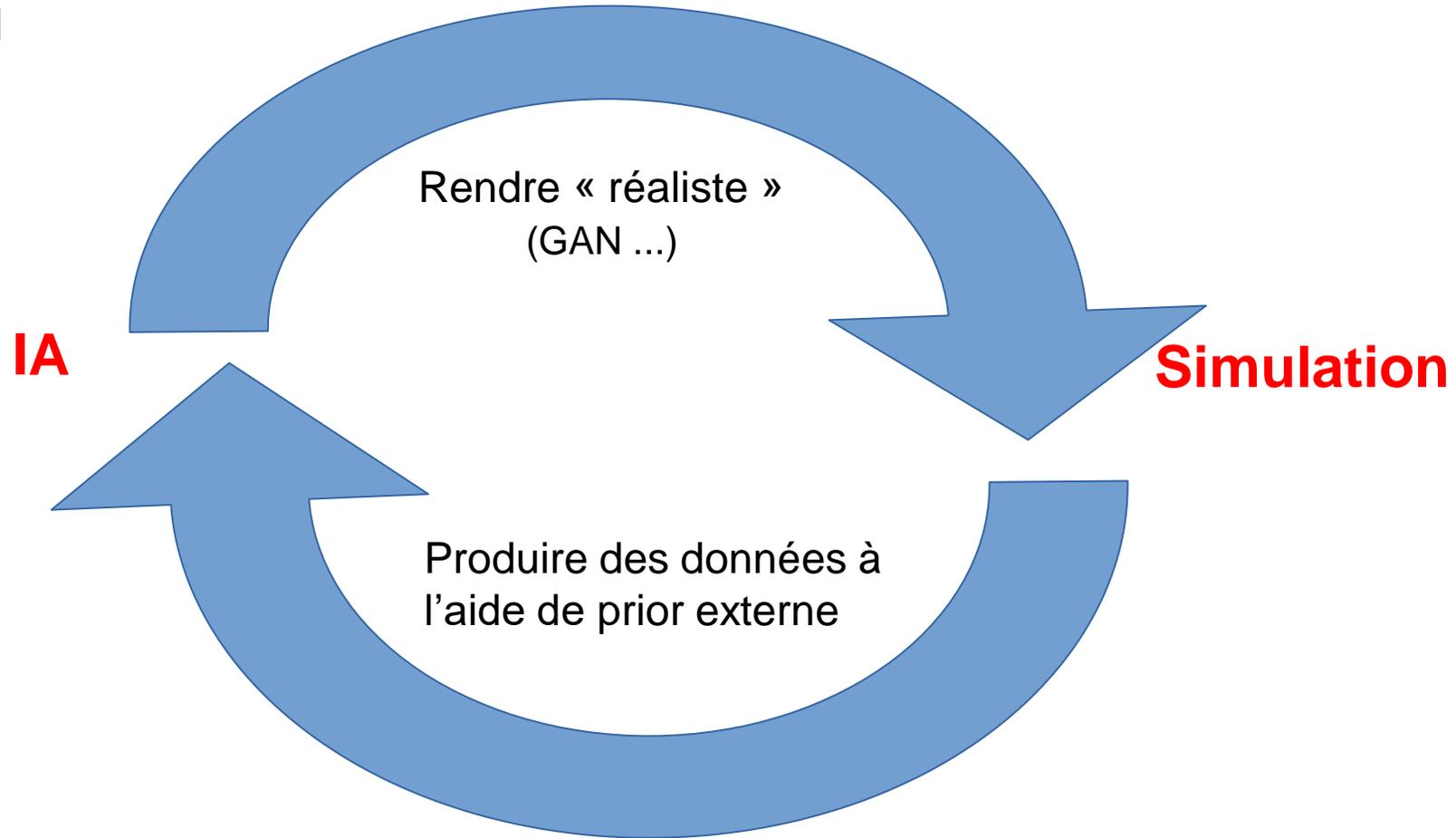
arxiv.org/abs/1906.00817

Zero shot learning segmentation

-40% d'IoU sur les classes inconnues

L'enrichissement des données par la simulation ?

Problème :
sensibilité des réseaux (attaque adverse) → doute sur le transfert simu-
réel



Sensibilité des réseaux

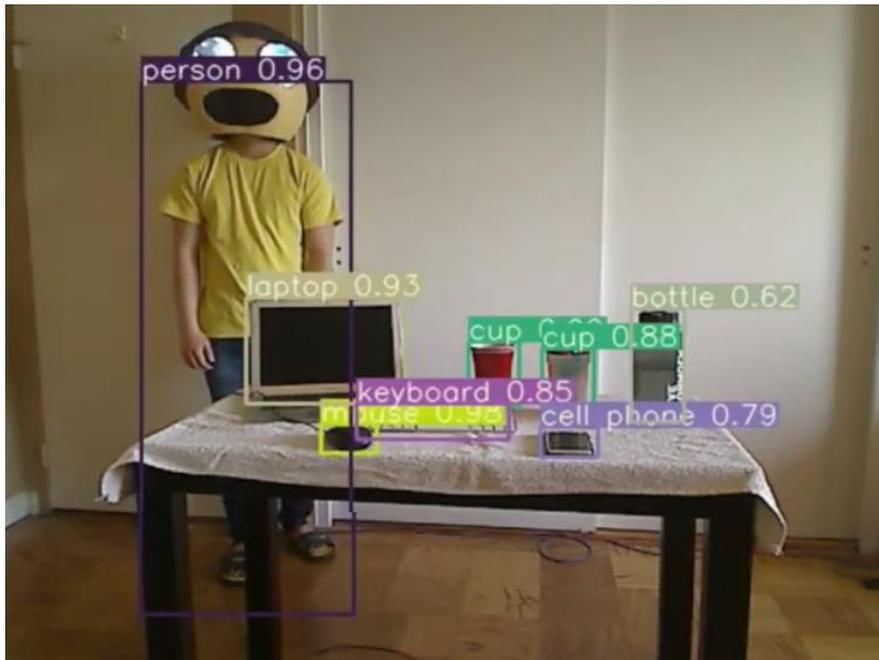


Pourquoi cet avion n'est-il pas détecté ...?

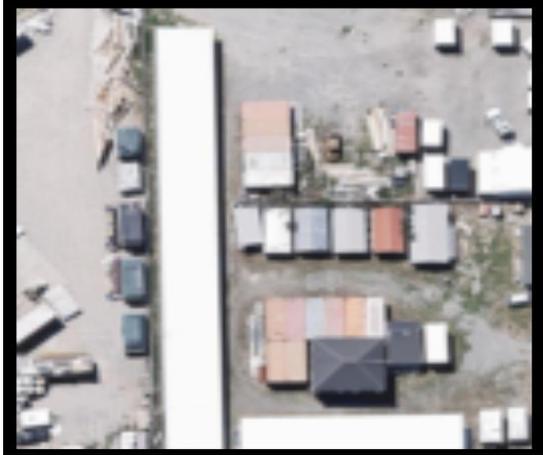
Sensibilité des réseaux

Les exemples adversaires par patch sont plausibles et non liés à la robustesse locale

<https://arxiv.org/abs/1906.11897>



Sensibilité des réseaux



Des contre mesures sont toujours possibles !



Des contre mesures sont toujours possibles !



Pour lutter contre le camouflage,
l'IA aura besoin d'autres données...

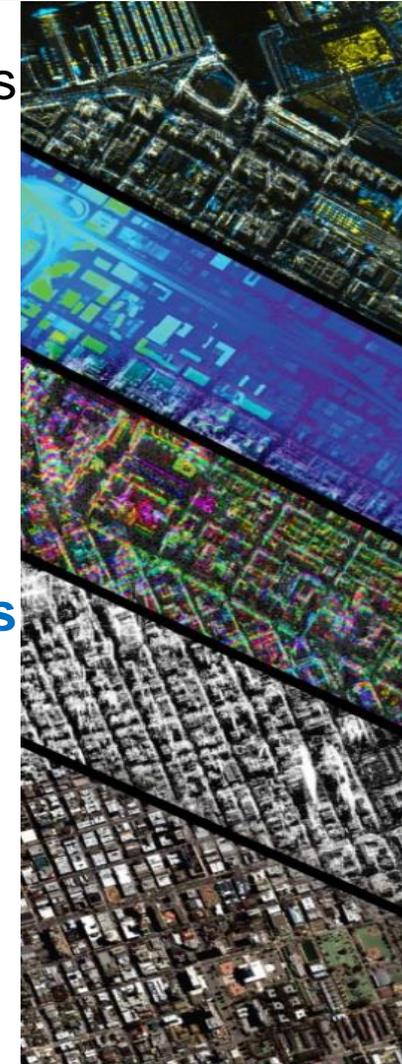
Big data - Fusion spatial et temporel

La prise en compte de données multimodales/multitemporelles

- permet d'**adresser plus de scénarios** (couverture nuageuses, temps de revisite, etc)
- permet d'**améliorer les performances** de fonctions existantes

Et présente plusieurs enjeux :

- La proposition de **nouvelles architectures / nouvelles représentations de données**
- La génération de nouvelles « **vérité terrain** »
- L'**hybridation apprentissage & modèles physiques** « Physics-Informed Neural Networks » (PINNs) »
- L'**hybridation données réelles & simulées**



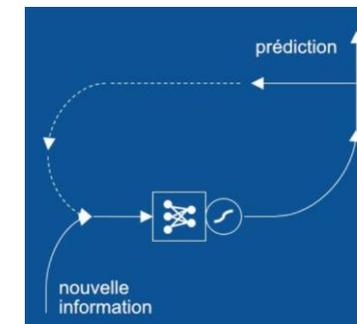
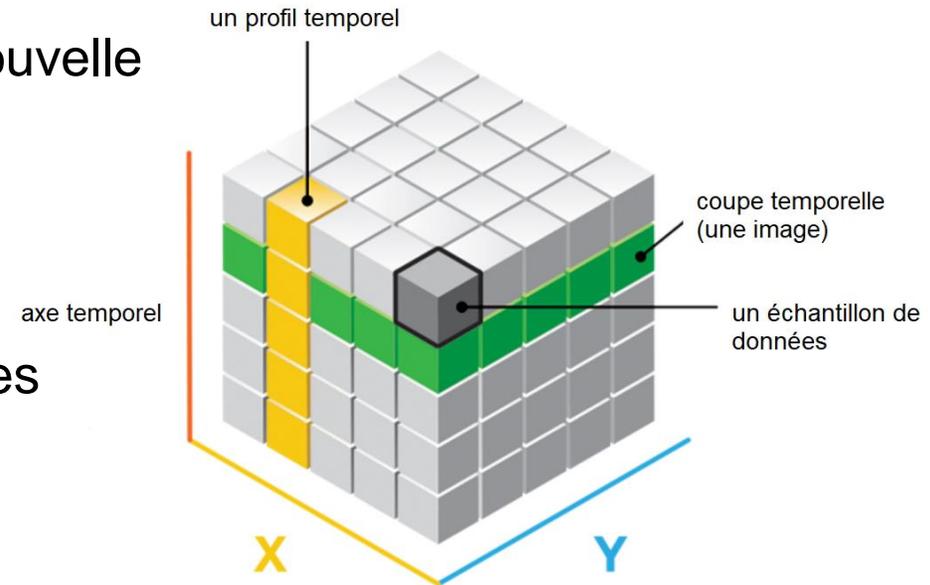
Big data - Fusion spatial et temporel

– la dimension temporelle

L'axe temporel ouvre une dimension nouvelle

Les pistes de travail :

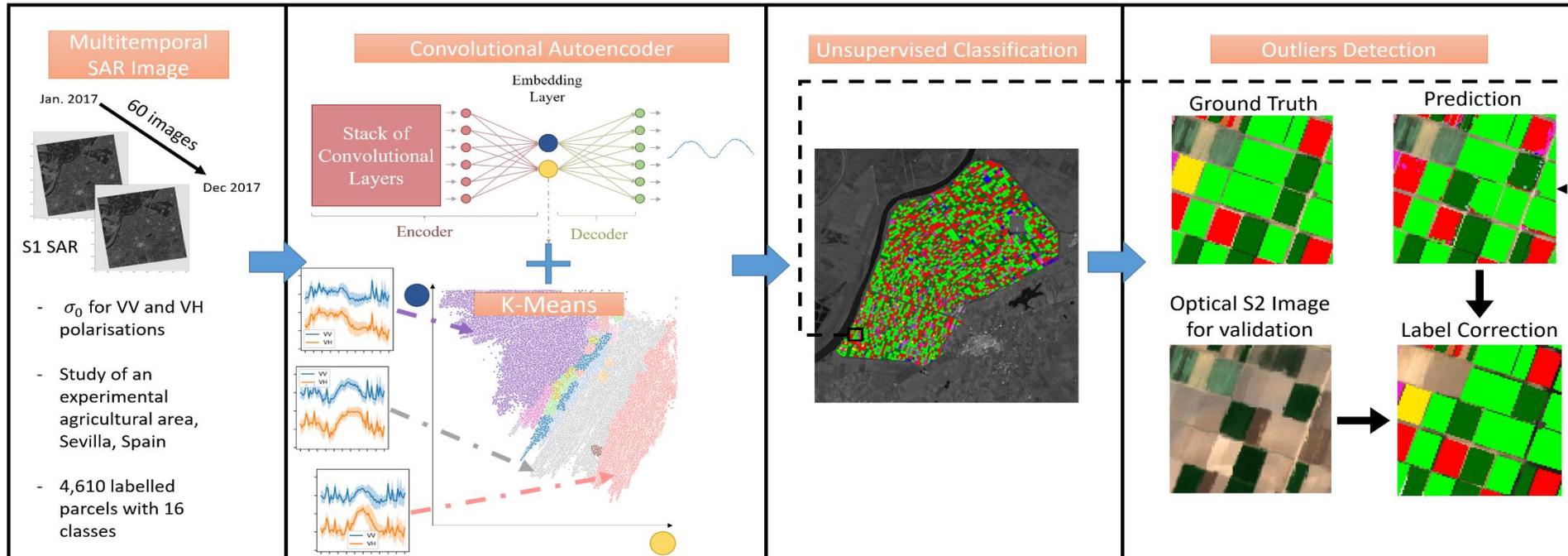
- Redéfinir la notion d'objet temporel, et les classes associées (vers des cubes de données sémantiques ?)
- Apprendre sans Vérité Terrain
- Distinguer les architectures
 - avec ou sans mémoire,
 - avec ou sans connexités temporelles
- Avoir des architectures à axe spatial, temporel, et multimodal.



Big data - Fusion spatiale et temporelle

– la dimension temporelle : Exemple #1

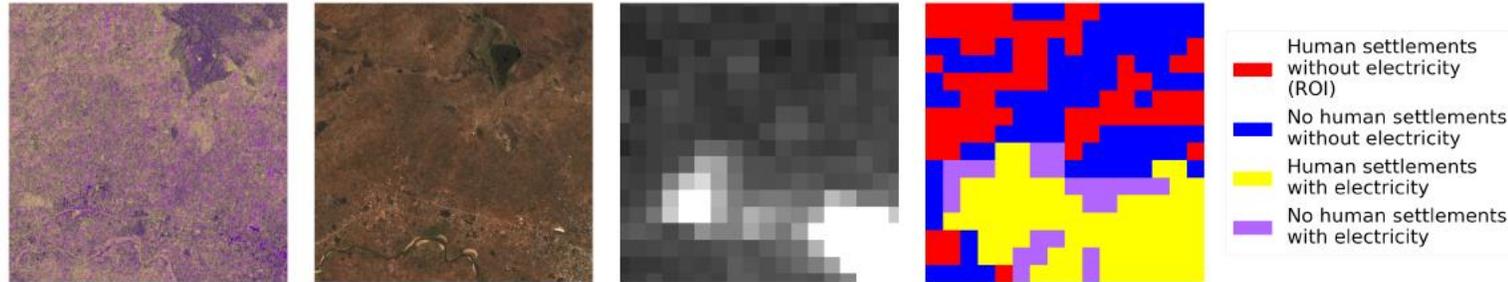
- L'axe temporel ouvre une dimension nouvelle
- L'autoencodage par réseaux profonds permet d'en extraire toute la richesse même en l'absence de labels !



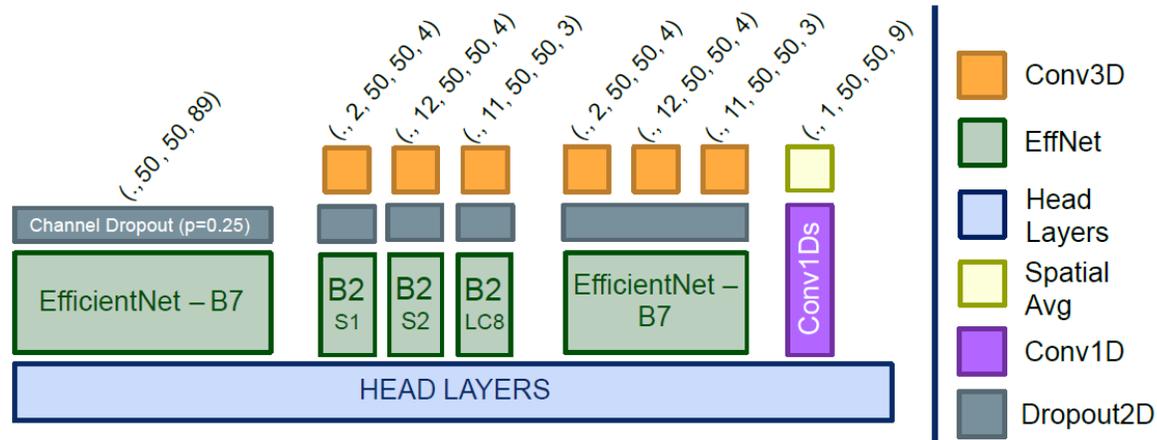
Big data - Fusion spatial et temporel

– des architectures multi-branches : Exemple #2

Exemple de réseau à architecture multibranches – multitemporelle – développé pour le Data Fusion Contest (IEEE 2021)



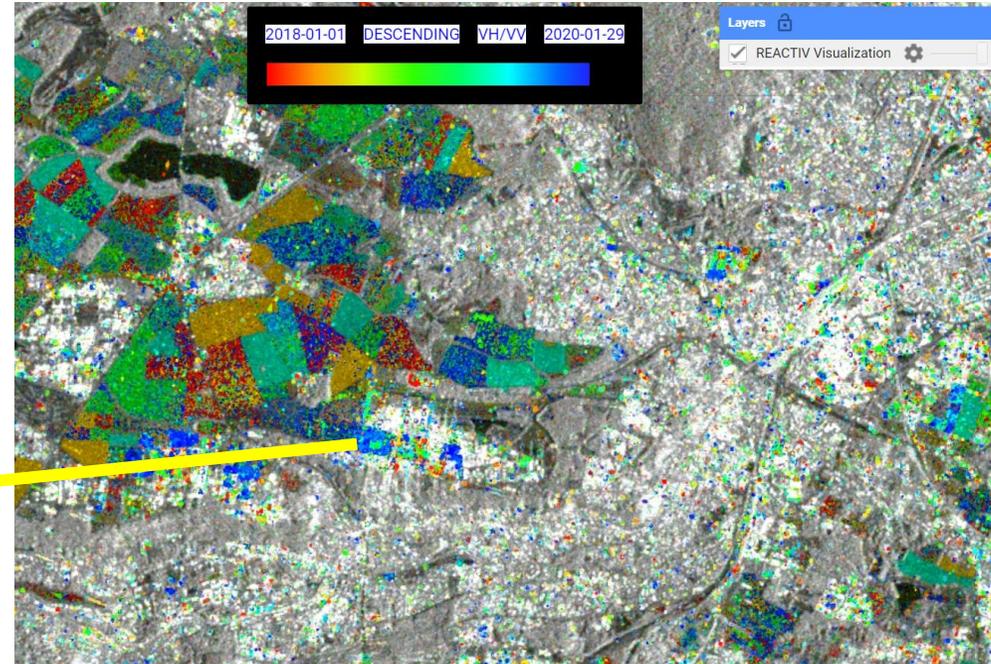
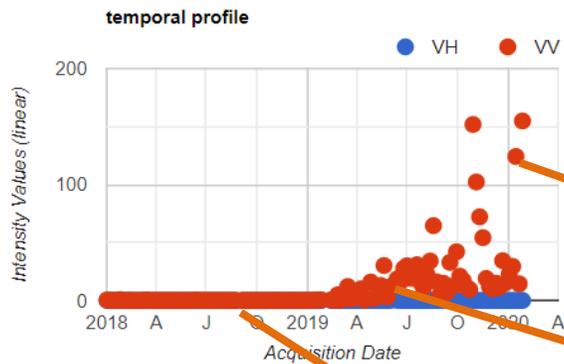
Dataset Extract (Training Tile #14). Left to right: Sentinel-1 (VV, VH, VV-VH), Sentinel-2 (B04, B03, B02), VIIRS averaged, Labels



Big data - Fusion spatial et temporel

– des architectures multi-échelles # Exemple 3

couplage d'une approche classique de détection grande échelle (REACTIV) + approche de classification sémantique du nouvel objet détecté.



IA embarquée pour la surveillance appliquée aux domaines Radar, Sonar et caméra

Frédéric BARBARESCO
THALES KTD PCC SENSING SEGMENT LEADER

30/06/2021



IA embarquée sur Radar/Sonar/Caméra pour la surveillance



La collaboration entre senseurs disposant d'algorithmes embarqués d'Intelligence Artificielle est un axe majeur d'augmentation capacitaire pour **réduire drastiquement le cycle OODA** dans le cadre du combat collaboratif

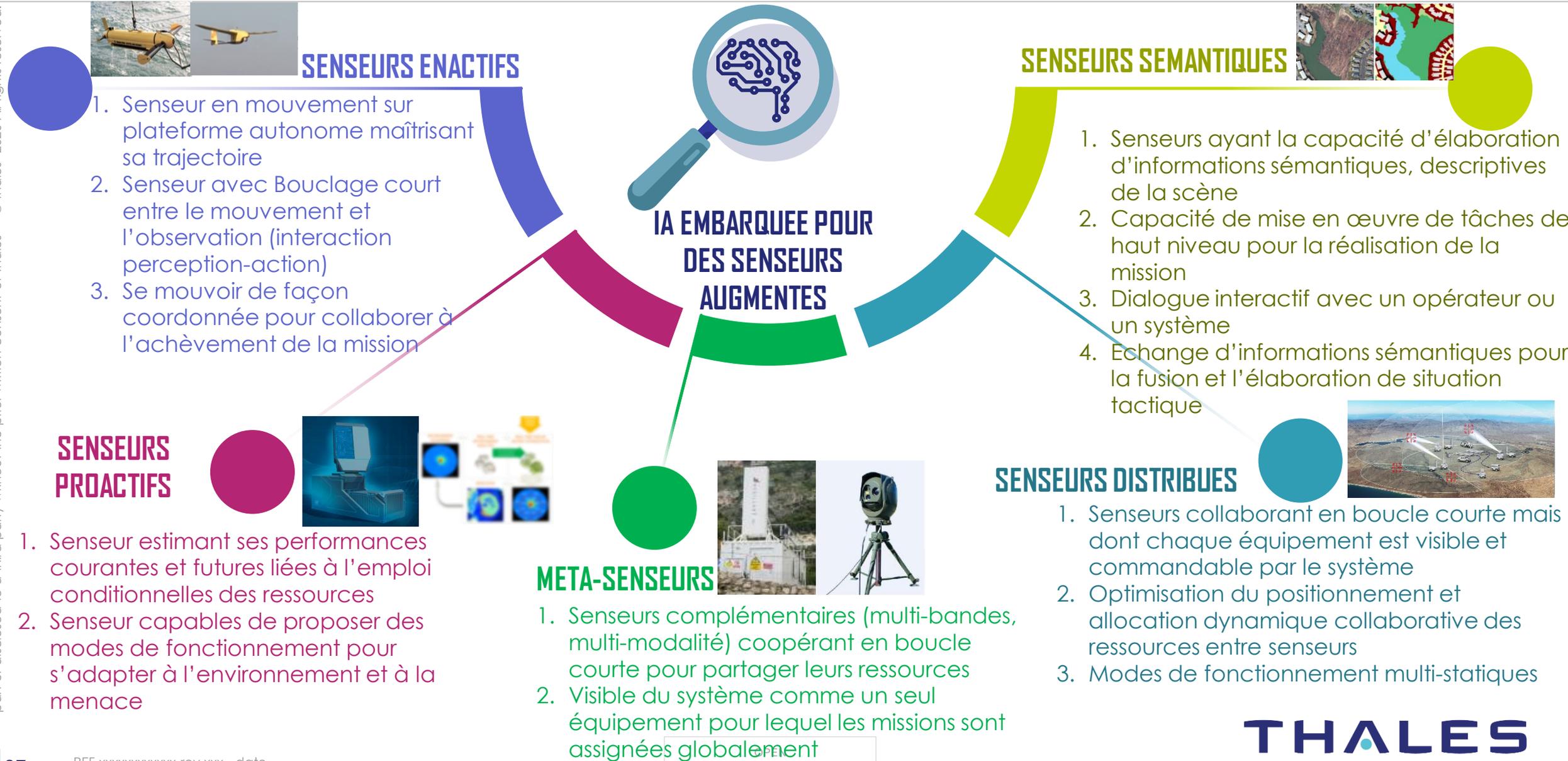


1. L'apprentissage profond embarqué sur les **CAMERAS, RADARS et SONARS** pour la **RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE**
2. **IA HYBRIDE et FRUGALE DE CONFIANCE** pour palier le manque de données sur les nouvelles menaces
3. Une **IA EMBARQUEE SOUVERAINE** pour des contraintes **SWAP** militaires.
4. De nouvelles capacités augmentées par l'IA pour des **SENSEURS ENACTIF, PROACTIF, et SEMANTIQUE**
5. **SENSEURS DISTRIBUES et META-SENSEURS Intelligents** pour le **Combat Collaboratif**

OPEN

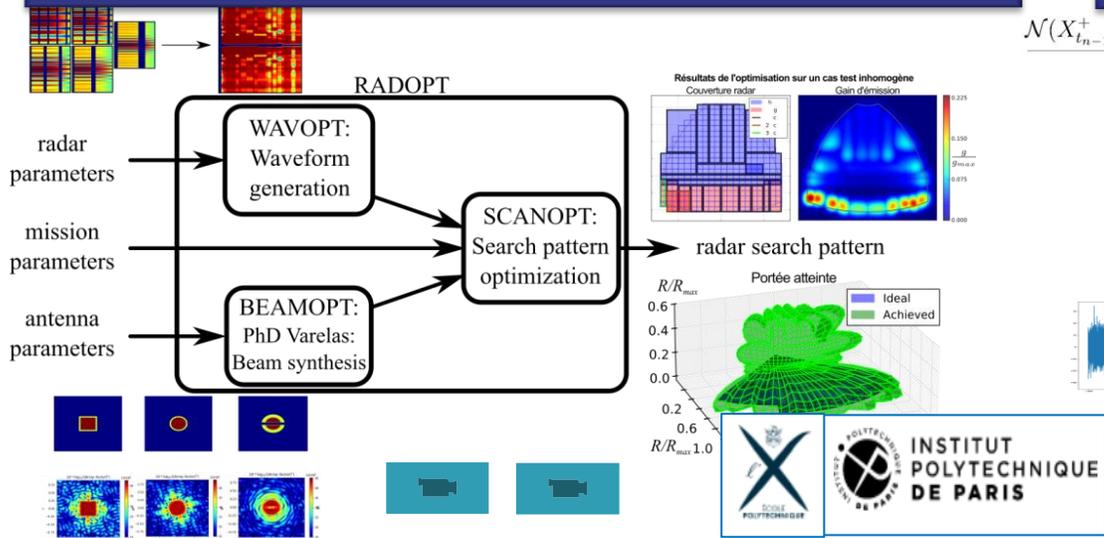
Capacités opérationnelles augmentées par l'IA embarquée

This document may not be reproduced, modified, adapted, published, translated, in any way, in whole or in part or disclosed to a third party without the prior written consent of Thales - © Thales 2020 All rights reserved.



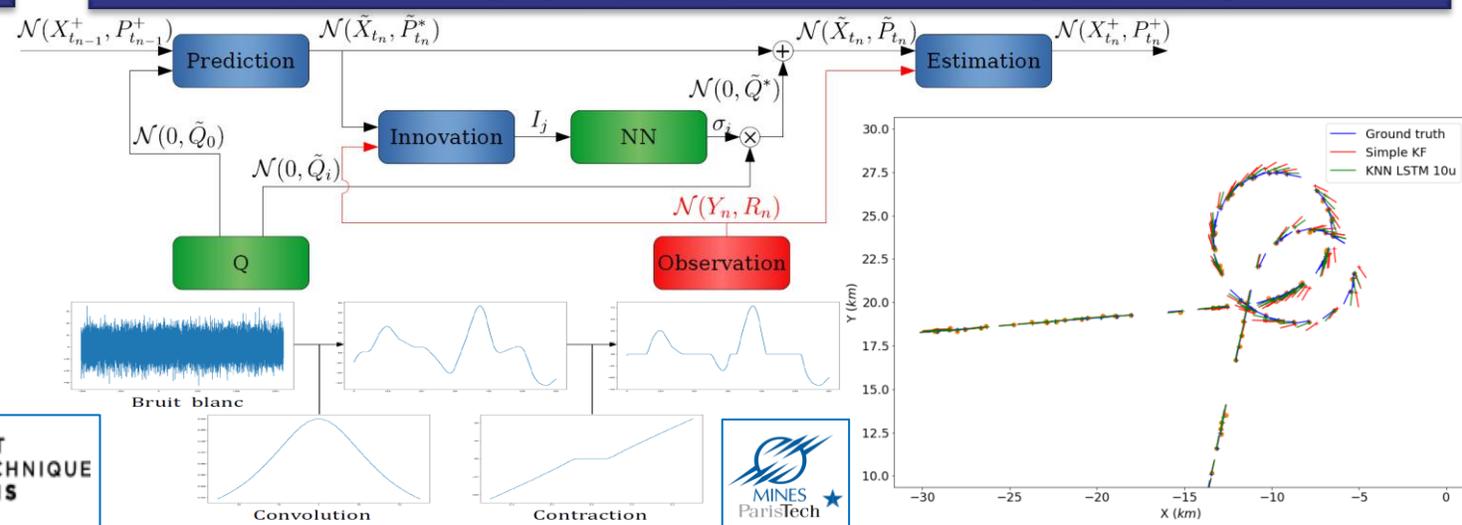
Algorithmes avancés en IA pour la Surveillance (THALES ©) 1/2

RADOPT: Construction de Modes Senseur (Proactif)



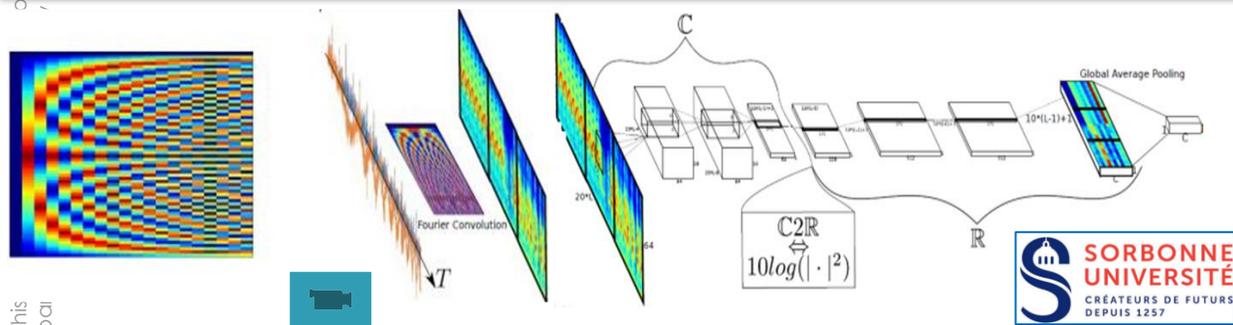
Y. Briheche, M. Klein, F. Barbaresco & al., **AI-Augmented Multi Function Radar Engineering with Digital Twin: Towards Proactivity**, 2020 IEEE Radar'20, Sept. 2020, Italy

NNAKF: Apprentissage paramètres filtre KALMAN pour Pistage robuste



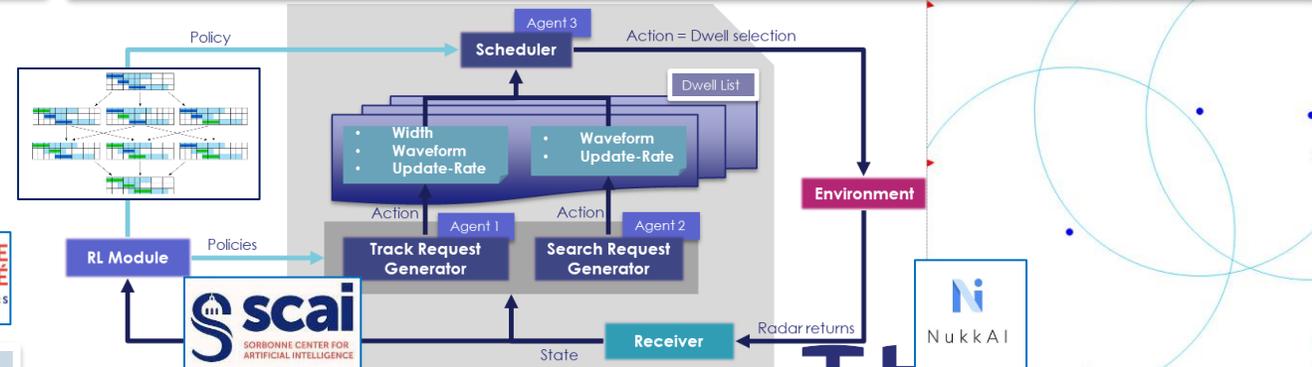
S. Jouaber, S. Bonnabel, S. Velasco-Forero, M. Pilté, **NNAKF: A Neural Network Adapted Kalman Filter for Target Tracking**, IEEE ICASSP 2021

C-CNN: Apprentissage profond à convolution complexe Doppler



D. Brooks, O. Schwander, F. Barbaresco, J.-Y. Schneider and M. Cord, **Deep Learning and Information Geometry for Drone Micro-Doppler Radar Classification**, 2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20), Florence, Italy, 2020

RL-MA: Réinforcement Multi-Agents pour Senseurs Collaboratifs



N. Nour, R. Belhaj-Soullami, C. Buron, A. Peres, F. Barbaresco, **Multi-Radar Tracking Optimization for Collaborative Combat**, IRS'21, Berlin, June 2021

Algorithmes avancés en IA pour la Surveillance (THALES ©) 2/2

G-CNN: Réseau de neurones équivariants

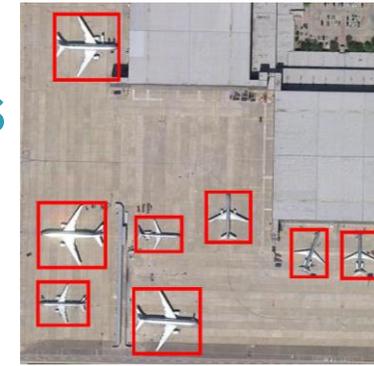
Respecter la géométrie de données et les symétries associées : enjeux de la frugalité et la robustesse

- Propriétés d'**invariance** pour la **classification d'image** (ex, rotation, changement d'échelle, etc.), le **traitement de graphes** (permutation des nœuds), etc.
- Traitement des données en **géométrie native** (ex, **image fish-eye**, **matrices de covariances** des signaux temporels, etc.)

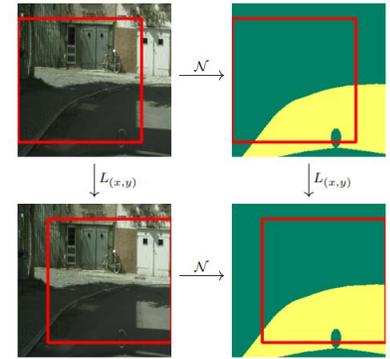
Thales est actif et possède une expertise forte sur le sujet

- Récentes **publications** à des **conférences** et **workshops internationaux** avec comité de relecture (WAISE20, AAAI-MLPS21, IRS21, GSI21) + **brevets en cours de dépôt**

Pierre-Yves Lagrave, Frédéric Barbaresco and Yann Cabanes, **SU(1, 1) Equivariant Neural Networks and Application to Robust Toeplitz Hermitian Positive Definite Matrix Classification**, GSI'21, Paris, Juillet 2021



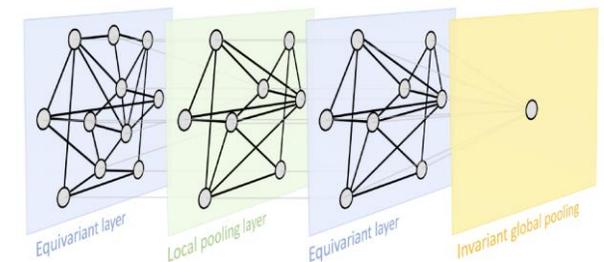
P. Shamsolmoali et al (2021)



Jan E. Gerken et al (2021)



(a) 360° Cameras (b) 360° Image (c) Regular Kernel (d) SphereNet Kernel
B. Coors et al, (2018)



Geometric Deep Learning blueprint, M. Bronstein et al, 2021

Vers les senseurs collaboratifs augmentés par l'IA

Tâches distribuées
 Elaboration de situation
 Echange infos sémantiques
 Cycle court Décision/Action

COORDINATION NON-CENTRALISEE

Senseurs Collaboratifs

**Keynote D. Sadek
 Conférence Radar Toulon 2019**

Raisonnement contextuel
 Compréhension Environnement
 Reconnaissance Automatique
 Auto-Adaptation

APPRENTISSAGE/OPTIMISATION

Reconfiguration Mission
 Régulation de la charge
 Capacité « What If »
 Capacité « Plug & Play »

GESTION DYNAMIQUE DES RESSOURCES



IA Hybride



Senseur Autonome

IA Distribuée

Distributed Auctions
 Distributed RL, DCOP
 Multi-Agent Systems

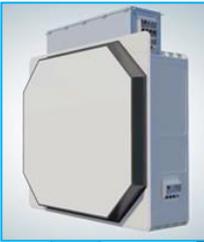
IA symbolique

Constraint & Mixed Integer Solver
 Rule/Event-Based Systems
 Reinforcement Learning (RL)
 Multicriteria Decision Making



HUMS (Maintenance)
 Flexibilité Software
 Degrés de liberté
 Haut débit de données

NUMERISATION TOTALE



Senseur Intelligent

IA basée données

Deep Learning
 Random Forest
 Fuzzy Set Learning
 Decision Trees

Bayesian Nets
 Markov Models
 Change Detection

Senseurs Tout Numérique



RADAR de Surface et Intelligence Artificielle

Processus d'Engineering: Optimiser la phase de design

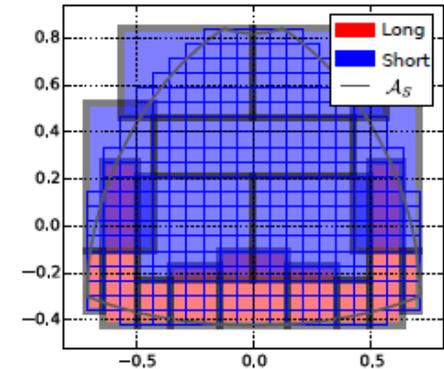
- Réglage de la formation de faisceaux par le calcul (synthèse de faisceaux)
- Construction des modes de veille (maillage et formes d'ondes)
- Optimisation du paramétrage des chaînes de traitements

Support aux opérateurs et aux opérations

- Facteurs Humains et adaptation de l'ergonomie pour minimiser la charge cognitive
- Radar Proactif: adaptation des modes aux contextes opérationnels et aux missions
- Assistance à la maintenance radar

Optimisation des performances opérationnelles

- Reconnaissance non-coopérative de cibles
- Amélioration de la détection des cibles furtives
- Amélioration des performances de pistage des cibles hyper-véloces/manœuvrantes



Keynote D. Sadek
Conférence Radar Toulon 2019

THALES
Building a future we can all trust

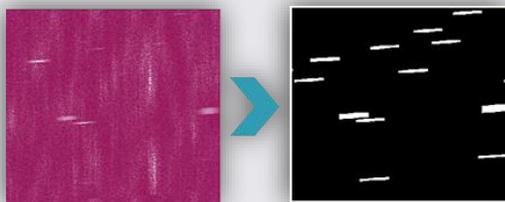
RADAR Aéroporté et Intelligence Artificielle

Données brutes (Front-End)

Données haut niveau (niveau système)

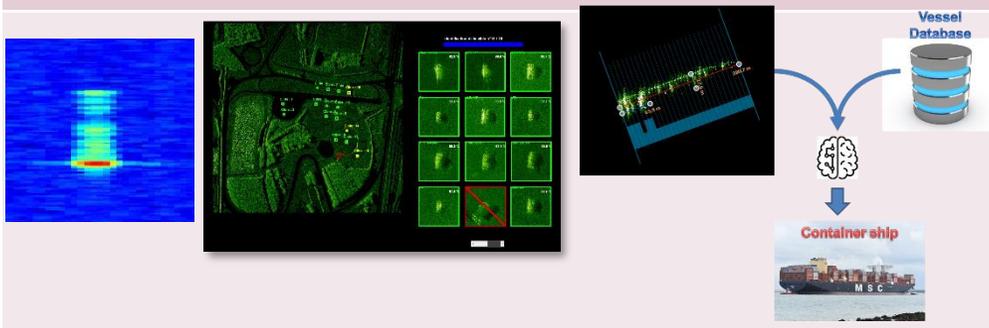
Détection

D'algorithmes basés modèle vers l'apprentissage



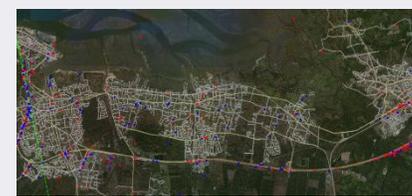
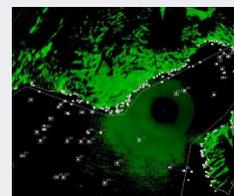
Identification/classification

- Reconnaissance de motifs
- ATD/ATR sur images SAR et ISAR



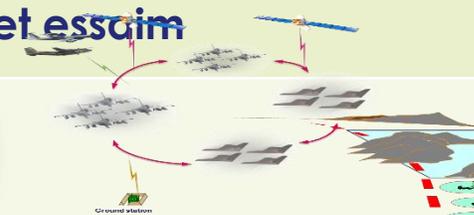
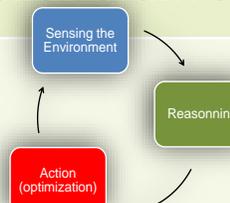
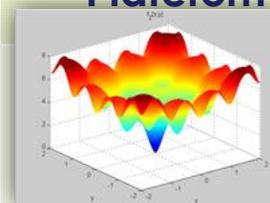
Pistage Intelligent

Des algorithmes adaptés aux cibles et l'environnement



Gestion, optimisation et supervision intelligents

- Optimisation de l'allocation des ressources
- Cooperation entre senseurs et plateforme
- Plateformes collaboratives et essaim



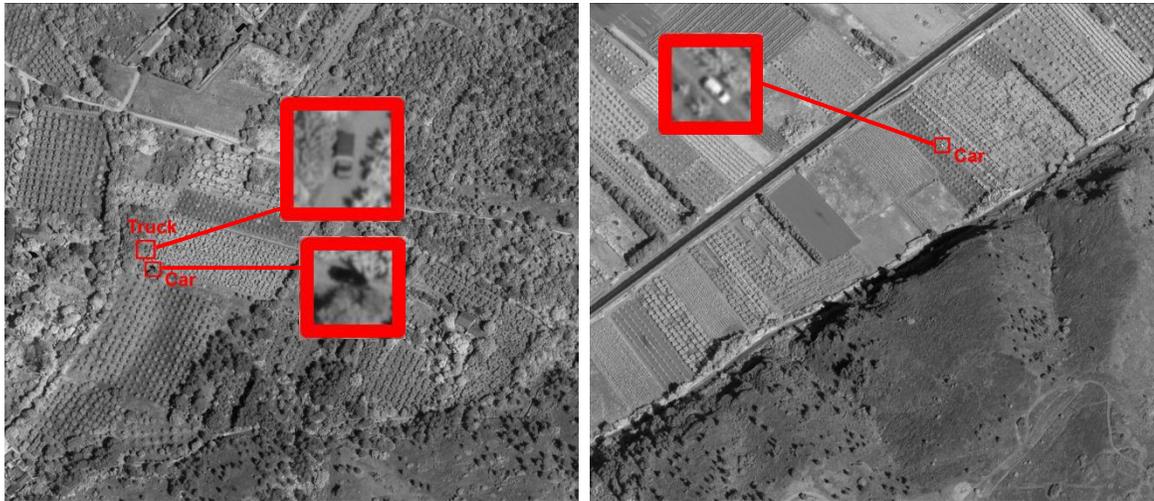
Keynote D. Sadek
Conférence Radar Toulon 2019

THALES
Building a future we can all trust

CAMERAS aéroportés/sur véhicule blindé et Intelligence Artificielle

Valoriser les images optroniques dans la chaine OODA : réduire le temps de la boucle, augmenter les capacités de l'utilisateur

➤ Détection et Identification d'objets dans des images embarquées dans le produit



CAMERA spatiale pour le combat collaboratif

En réponse à l'évolution de l'environnement opérationnel

- Intégration des capacités spatiales dans le système de combat global
- Traitement bord pour la réduction des latences de diffusion à qq minutes
- Plan de programmation continu

Réactivité et missions

- Effet « multiplicateur de forces » de l'observation spatiale réactive pour la conduite des opérations
- Intérêt pour menaces du haut du spectre en zone difficilement permissive
- Nécessité d'accélération du cycle face à des cibles de plus en plus mobiles



Repérage de cible

Engagement par l'artillerie à longue portée

Sous-marins d'attaque de la classe Kilo 98.2%



Eclairage au profit Groupe Aéro-Naval

Cas d'usage

- Détection au-delà de la portée des capteurs endo-atmo (SITAC étendue)
- Désignation d'objectifs (notamment pour la projection de puissance)
- Combinaison de moyens complémentaires écoute/observation



Détection ELINT



Identification + localisation



Neutralisation SEAD

CAMERA spatiale et apprentissage frugal

Apprentissage Frugal basé simulation

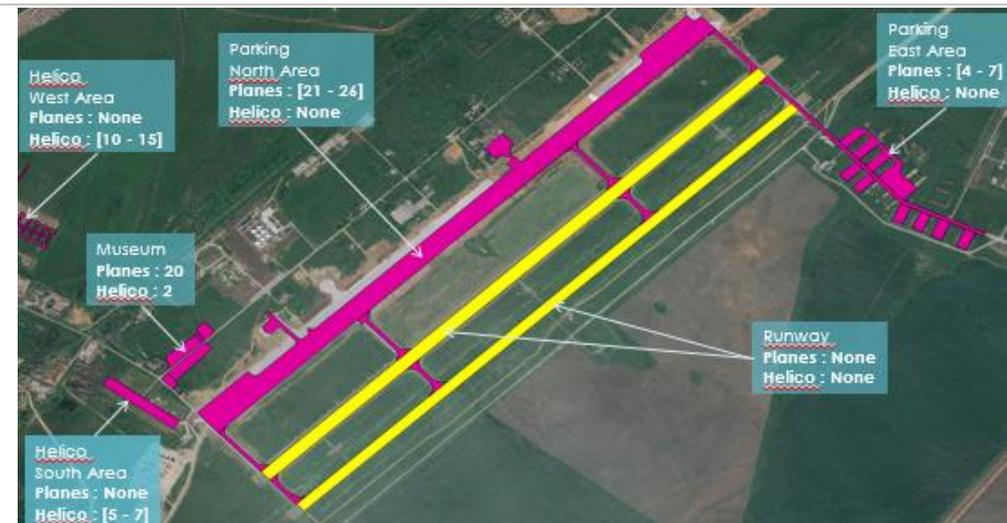
- Beaucoup d'images simulées, peu d'images réelles annotées (faible coût RH)
- Travail photo-interprète sans aide en data science

Techniques spécifiques mises en œuvre

- Utilisation de modèles CAO 3D des objets d'intérêt sur la zone à surveiller
- Simulation d'images pour la reconnaissance
- Simulation d'images entières avec scénarios d'occupation (expertise rens)
- Apprentissage automatique d'architectures éprouvées (hyperparam. Fixes)

Leçons apprises:

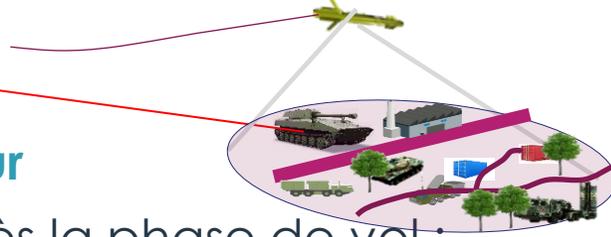
- Ré-apprentissage sur quelques images satellites réelles indispensable pour obtenir de bonnes performances



RADAR pour ATR missile pour des cibles déplaçables

Concept d'emploi: Ré-acquisition non ambiguë

- Un système de désignation a déjà reconnu et localisé la cible



➤ La mission de l'autodirecteur



- 1) Retrouver la cible après la phase de vol :

- Parmi une zone large et potentiellement dense
- **Sans ambiguïté : 1 vs tous/ Capacité critique du rejet**



- 2) Fournir un point de frappe

- quelle que soit l'orientation de la cible

➤ Contexte d'apprentissage supervisé

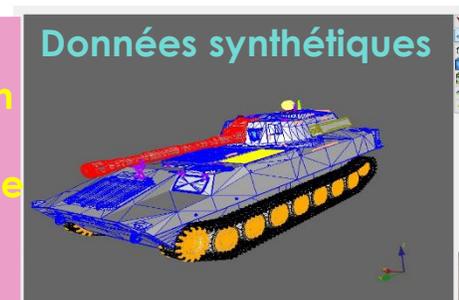
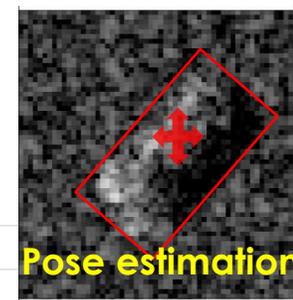
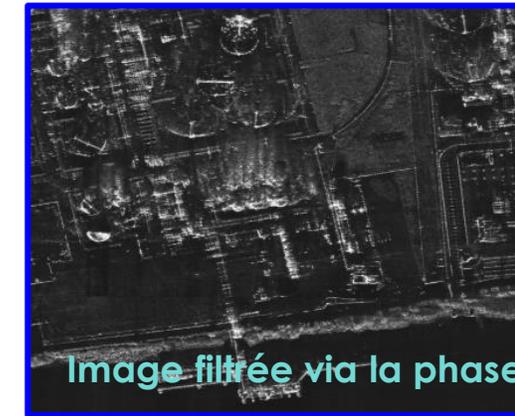
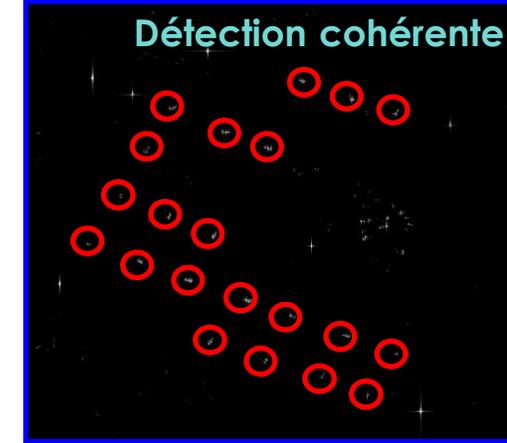
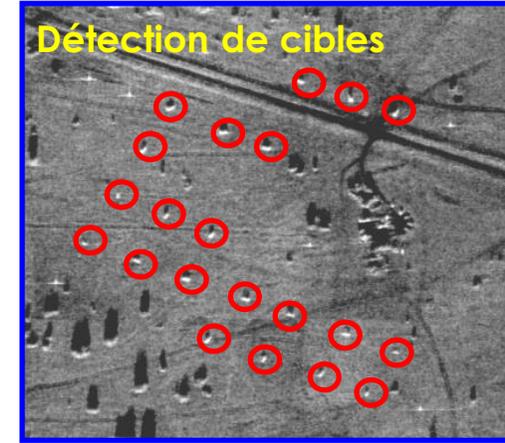
- Base de données frugales voire inexistantes sur les cibles d'intérêt : génération données à partir de peu d'info

➤ Contexte de la reconnaissance/identification

- Solution à base de RNN explicable et interprétable pour répondre à la criticité de la fonction

➤ Contexte de la décision

- Prise de décision autonome sur scénarios dynamiques



Identification par apprentissage

SONAR sur drones et Intelligence Artificielle

En réponse à l'évolution des menaces mines

- Imagerie latérale sonar à ouverture synthétique (SAS)
- Evolution de la guerre des mines vers les systèmes de drones
- Surveillance : SAS remorqué par un drone de surface (USV, Unmanned Surface Vehicle)

En réponse aux besoins des marines :

- Fonctions IA en analyse des images pour aider l'opérateur sonar à reconnaître les contacts
- Fonctions d'autonomie des drones : aides et automatismes pour assurer les missions avec moins d'intervention humaine

Briques d'autonomie incrémentale : depuis le pilotage jusqu'au commandement d'une flotte de drones

IA de mesure de dimensions des contacts sonar

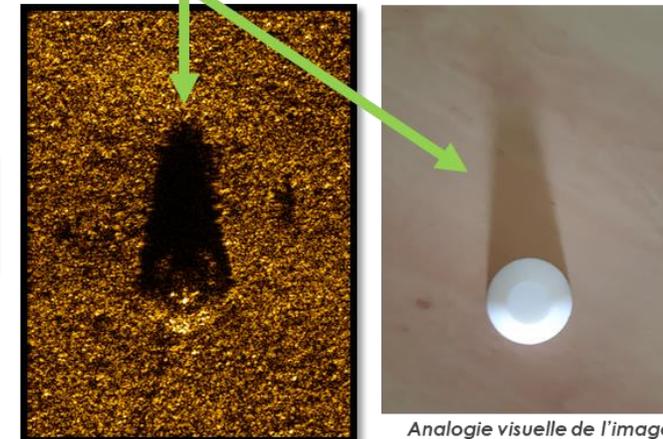
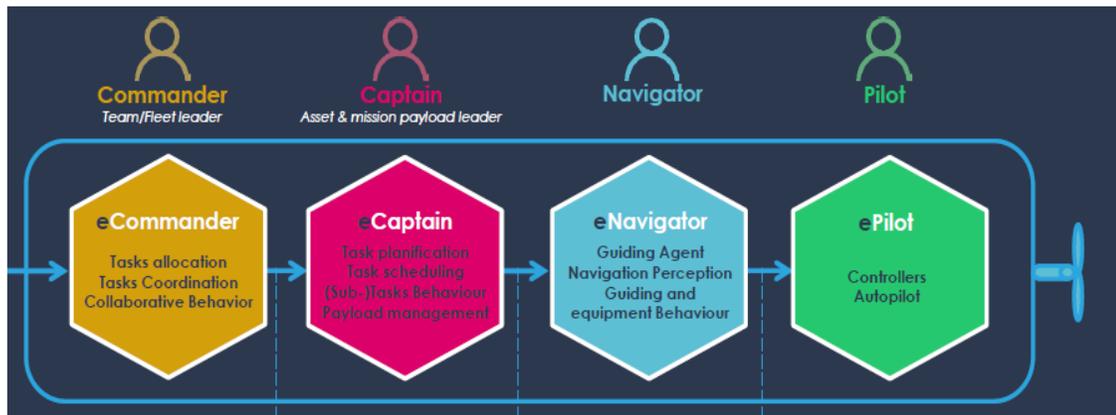


Image sonar d'un contact

Analogie visuelle de l'image sonar, « de dessus en éclairage rasant ». La forme et la largeur de l'objet sont accessibles, la longueur de l'ombre permet une mesure de hauteur.

THALES
Building a future we can all trust



Calypso : Accélération matérielle de RdN sur FPGA

Architecture programmable et paramétrable

- Fréquence constante quelque soit la taille de l'architecture
- Orientée très haute performance et basse latence
- Génération automatique d'outils optimisés selon l'architecture choisie

Support de multiples types de FPGA

- IP générique

Technologie Thales brevetée

- Accès aux données optimisé
- Evolutivité

Accélération du temps de conception

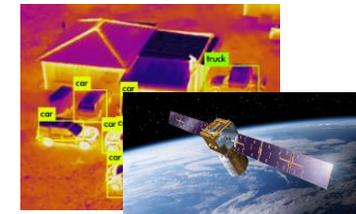
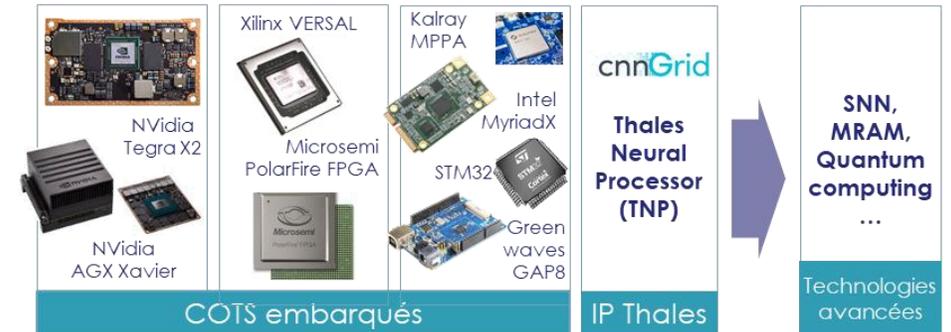
- Génération automatique du code RTL de l'architecture
- Outils d'aide au dimensionnement pour la détermination de paramètres optimaux

Contraintes (perf/SWaP...)



Optimisation et conception

- Optimisation et implémentation d'algorithmes IA
- Conception et développement d'architectures matérielles dédiées
- Optimisation d'applications pour l'IoT et le Edge computing
- Processus de conception conjoint avec le développeur de l'application
- Sélection de la meilleure cible matérielle



Expertise

Dérivage et démonstrateurs

Transfert technologique



THALES
Building a future we can all trust

OPEN

This document may not be reproduced, modified, adapted, published, translated, in any way, in whole or in part or disclosed to a third party without the prior written consent of Thales - © Thales 2020 All rights reserved.



Journée IA et Défense *L'intelligence artificielle pour la surveillance*

Application aux domaines de l'image et du multi-sources

30 Juin 2021

Christian Anglade
Innovation Manager Multi-INT Programmes

L'intelligence artificielle pour la surveillance

01 Résoudre les points durs

- ↗ Volumes de données
Complexité des tâches
- ↘ Ressources humaines
Temps de décision

Automatisation
Priorisation
Optimisation multi-contraintes



02 Apporter de nouvelles capacités

Détecter des événements non
directement observables

Détection d'anomalies

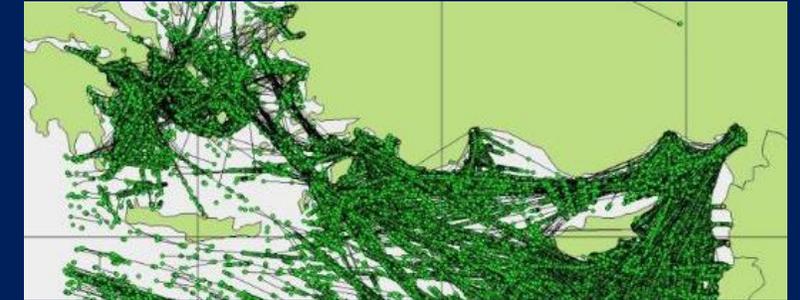
S'adapter à de nouveaux
domaines

Spécificités géographiques
Spécificités acoustiques

Améliorer les performances

Détection / Localisation
Reconnaissance / Identification

Capacités typiques par domaine



Renseignement Image

Détection, Reconnaissance, Identification (objets / change)

Amélioration de la qualité image et localisation

Support à la cartographie sémantique

Traitement automatique des langues

Identification de la langue parlée et du locuteur

Transcription de la parole et extraction d'information d'intérêt

Traduction de la parole

Traitement de pistes et fusion de données

Détection de comportements anormaux

Activity Based Intelligence (pattern of life)

Fusion multisources

AUTOMATISATION DRI

Véhicules



Avions



Bateaux



Détection de changements



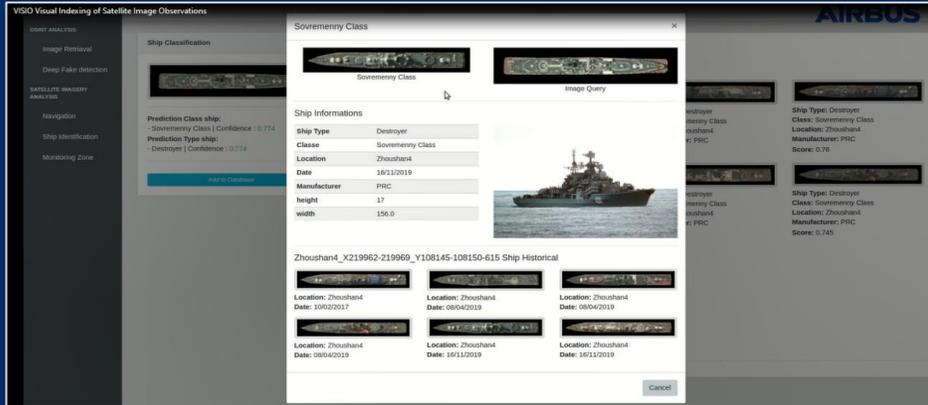
IMINT

Détection
Reconnaissance
Identification

POINTS DURS RESIDUELS

- Caractérisation fine du domaine d'emploi
- Apprentissage avec moins de données
- Adaptation de domaine (e.g. synthèse vers réel)
- Explicabilité des modèles
- Prise en compte du feedback utilisateur et impact sur la qualification

INDEXATION / RECHERCHE



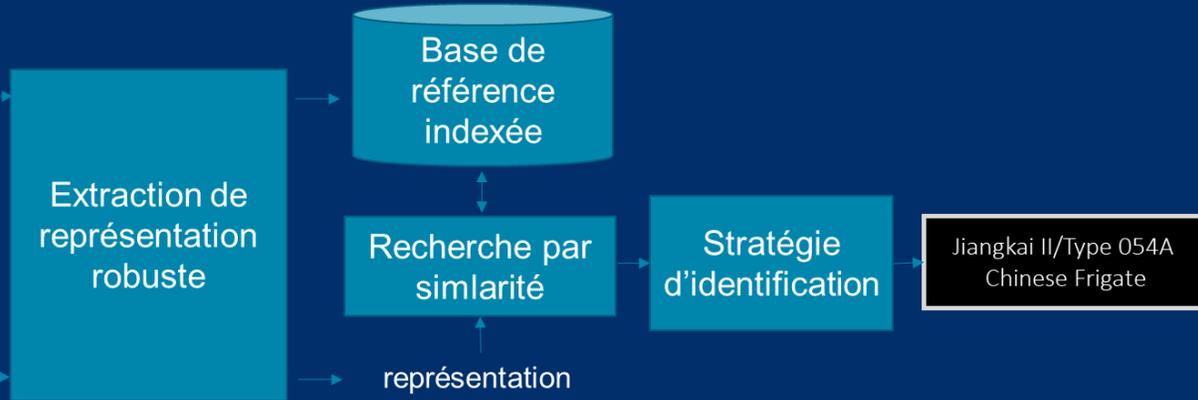
Apprentissage de représentations robustes

Transformer le problème de l'identification en un simple problème de recherche de plus proches voisins dans un espace de représentations robustes

Base de référence annotée



requête

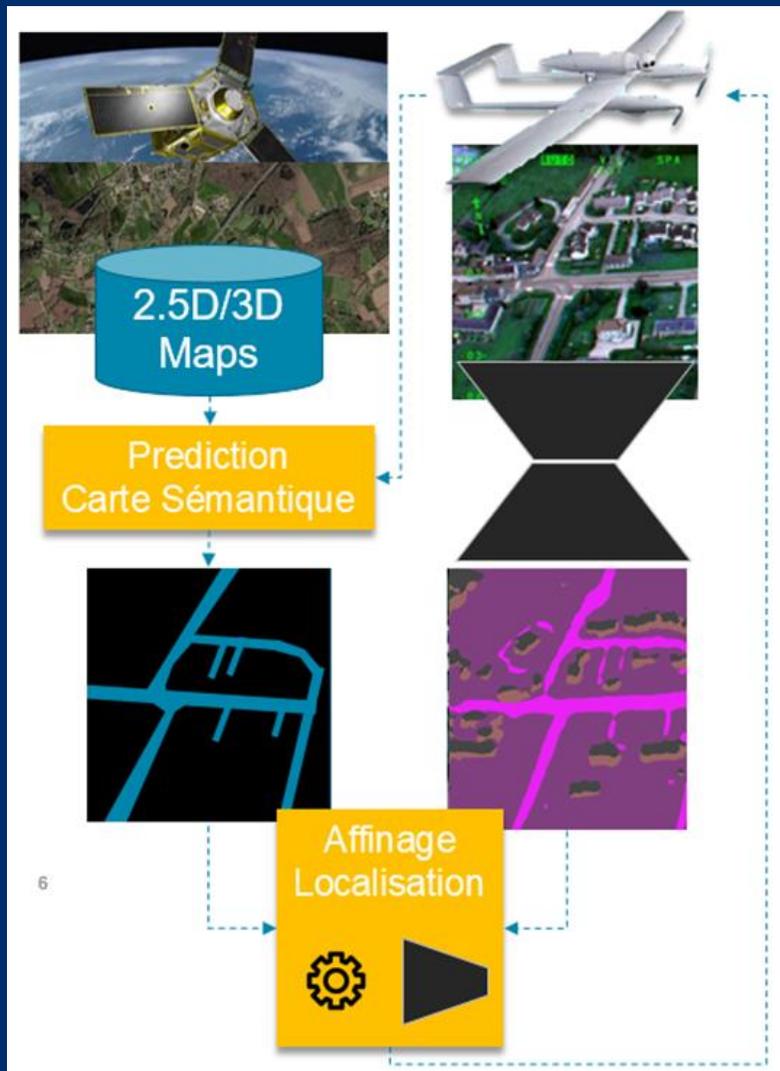


IMINT

Détection Reconnaissance Identification

- Extraire des représentations identiques pour des observations d'une même classe
- Extraire des représentations différentes pour des observations de classes différentes

Fort intérêt d'un pré-entraînement par apprentissage auto-supervisé.



IMINT

Amélioration localisation

POINTS DURS RESIDUELS

Segmentation sémantique:

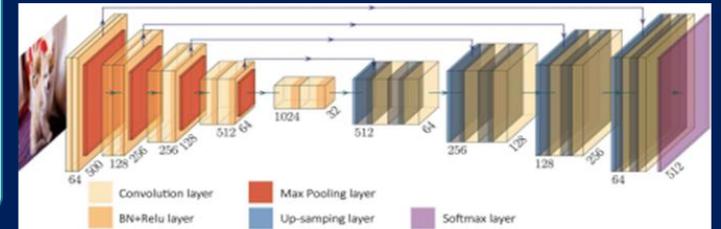
- Adaptation à de nouvelles zones géographiques
- Avec peu de données annotées



IMINT

Amélioration qualité image

PNeo Simulé
30cm



PNeo HD
Simulé 15cm

Image aérienne 8 ou 5 cm

POINTS DURS RESIDUELS

Super-résolution deep:

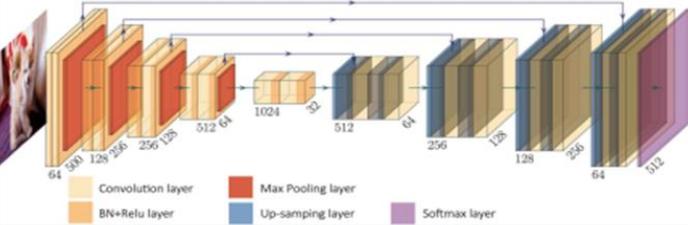
- Validité de l'information ajoutée?



IMINT

Amélioration qualité image

PNeo Simulé
30cm



PNeo HD
Simulé 15cm

Image aérienne 8 ou 5 cm

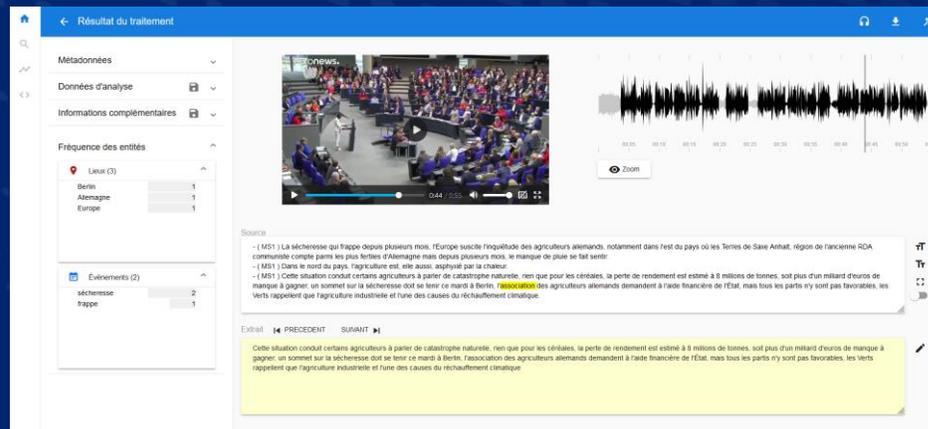
POINTS DURS RESIDUELS

Super-résolution deep:

- Validité de l'information ajoutée?



Identification de la langue parlée et du locuteur
 Transcription automatique
 Traduction par apprentissage de bout en bout



Traitement Automatique des Langues / NLP

POINTS DURS RESIDUELS

TAL:

- Prise en compte des accents et du contexte acoustique (canaux de communication, bruit, etc.)
- Apprentissage avec moins de données (langues rares et dialectes)

NLP:

- Désambiguïsation et population automatique de bases de connaissances

This doc is in class: bias
 Explaining class: bias

advertisement - learn more It's been more than one hundred years since Max Planck, the theoretical physicist who originated quantum theory, which won him the Nobel Prize in Physics, said that he regards "consciousness as fundamental," that he regards "matter as a derivative from consciousness," and that "everything we talk about, everything that we regard as existing, postulates consciousness." He is basically saying that the immaterial "substance" of consciousness is directly intertwined with what we perceive to be our physical material world in some sort of way, shape or form, that consciousness is required for matter to be, that it becomes after consciousness ... and he's not the only physicist to believe that. "It was not possible to formulate the laws of quantum mechanics in a fully consistent way without reference to consciousness." — Eugene Wigner, theoretical physicist and mathematician: He received a share of the Nobel Prize in Physics in 1963 Scientists have been urging the mainstream scientific community, which today is littered with scientific fraud and industry influence as well as invention secrecy, to open up to a broader view regarding the true nature of our reality. "The day science begins to study non-physical phenomena, it will make more progress in one decade than in all of the previous centuries of its existence." — Nikola Tesla advertisement: learn more Not long ago, a group of internationally recognized scientists came together to stress this fact and how it's overlooked by the mainstream scientific community. It's "post-material" science, an area of study dealing with the non-physical realm, and it's challenging the modern scientific worldview of materialism that's dominated mainstream science. The idea that matter is not the reality is finally starting to gain some merit. The summary of this report presented at the International Summit On Post-Materialist Science can be found HERE. The modern scientific worldview is predominantly predicated on assumptions that are closely associated with classical physics. Materialism — the idea that matter is the only reality — is one of these assumptions. A related assumption is reductionism; the notion that complex things can be understood by reducing them to the interactions of their parts, or to simpler or more fundamental things such as tiny material particles. — Manifesto for a Post-Materialist Science MIT's Max Tegmark, a theoretical physicist at the Massachusetts Institute of Technology in Cambridge, is one of the latest to attempt explaining why he believes consciousness is a

Traitement du langage naturel
 Détection explicable de discours biaisés / fake

Traitement de pistes (ADSB, AIS, ...)

Heatmap Service



Identify the standard behaviour, spot trends and detect deviations from standard behaviour

Area of Interest Detection



Detect hidden airfields, unused flight corridors or secret anchor places

Route extraction



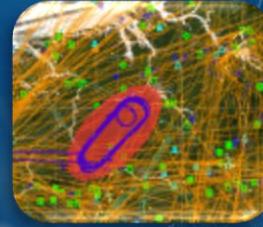
Extract history of an object and its typical routes, and derive statistics

Object Classification



Classify and filter objects, e.g. military and non-military

Activity recognition



Detect specific missions and activities (e.g. surveillance pattern, refuelling) and alert the operator

Anomaly detection



Detect non-predefined anomalies using Artificial Intelligence and alert the operator

Behaviour prediction



Predict routes, arrival destinations or missions

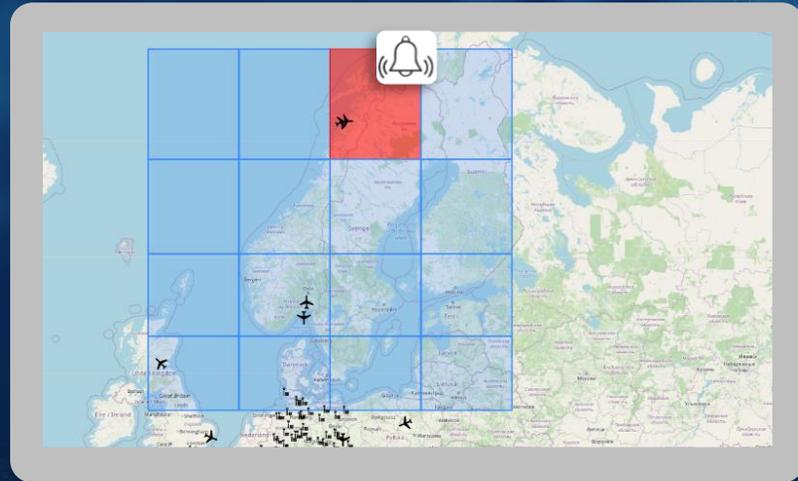
Statistics



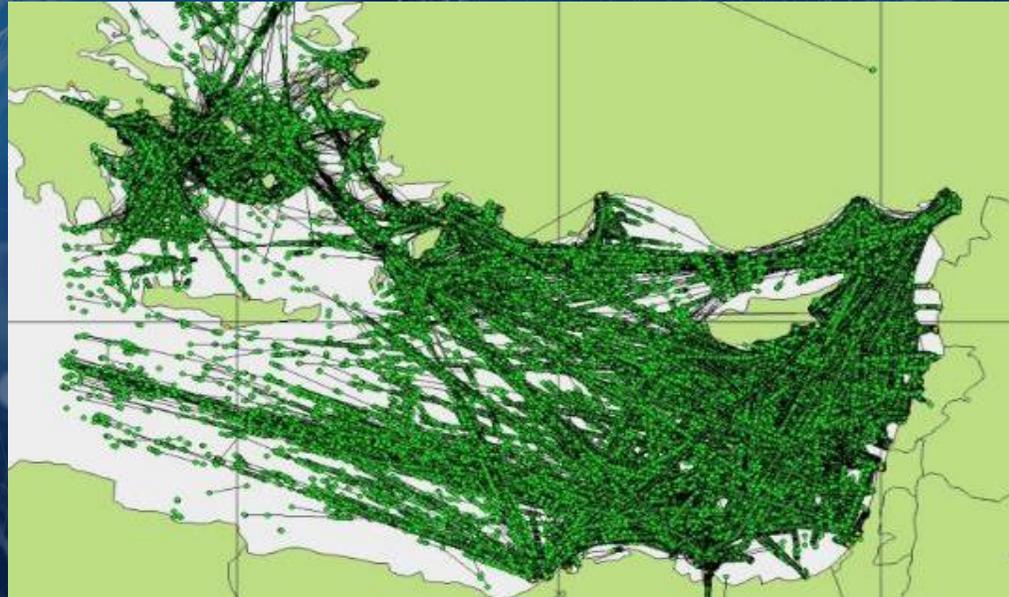
Generate Statistics and Analytics for objects

Traitement de pistes (ADSB, AIS, ...)

Détection d'anomalies non connues a priori
Approches par auto-encodeur,
Modèles génératifs (GANs)



Apprentissage de la « normalité »



POINTS DURS RESIDUELS

- Interprétabilité des anomalies détectées
- Evolutions des modèles de normalité
⇒ Apprentissage continu

IA et Surveillance : Conclusion

Données

- Sensibilité et frugalité des données défense, problématique d'annotation
- Le recours à la simulation, sa représentativité et ses limitations
- Techniques d'adaptation de contexte
- Accès aux données opérationnelles

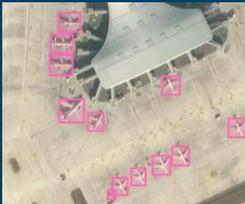
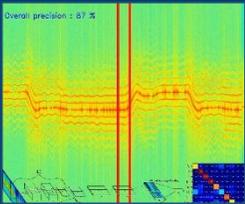
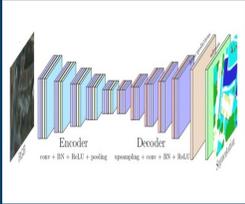
Souveraineté

- Souveraineté des composants et des plateformes
- Approches duales civil / défense

Confiance

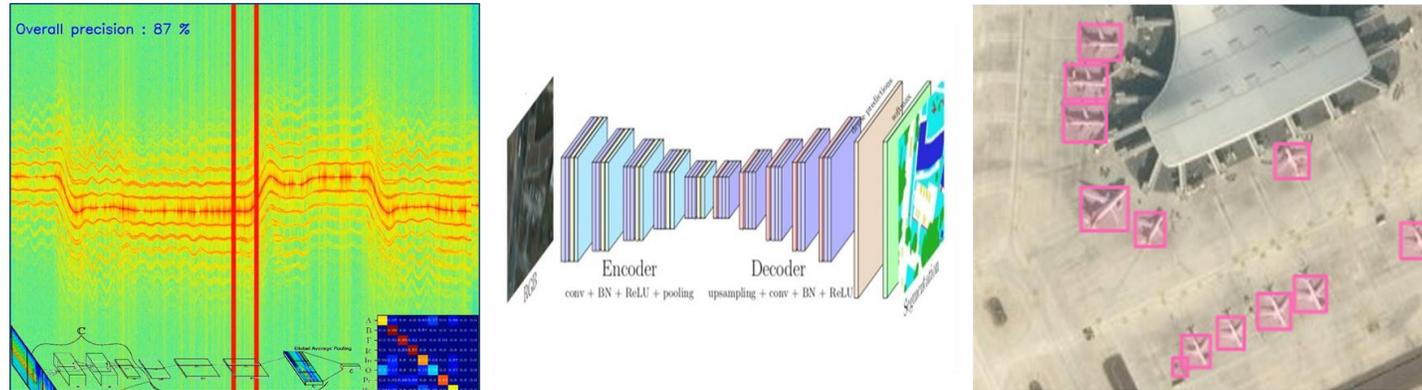
- Confiance, qualification et certification
- Normes et standards pour la défense
- Cadre méthodologique de la DGA

IA et Surveillance : Questions / Réponses



PFIA – Journée IA et Défense – 30 Juin 2021

Session#5 : IA et Surveillance



Merci pour votre attention