



RÉPUBLIQUE  
FRANÇAISE

*Liberté  
Égalité  
Fraternité*

ONERA

THE FRENCH AEROSPACE LAB

[www.onera.fr](http://www.onera.fr)



RÉPUBLIQUE  
FRANÇAISE

*Liberté  
Égalité  
Fraternité*

ONERA

THE FRENCH AEROSPACE LAB

# IA pour la Robotique

Julien MORAS,

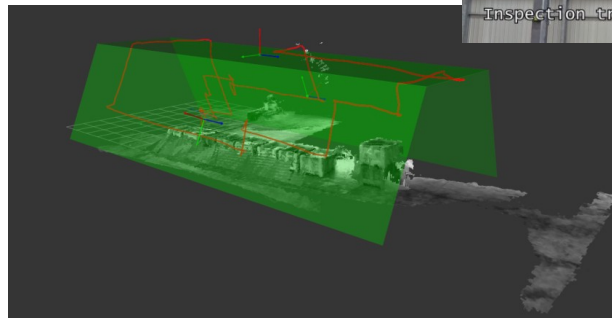
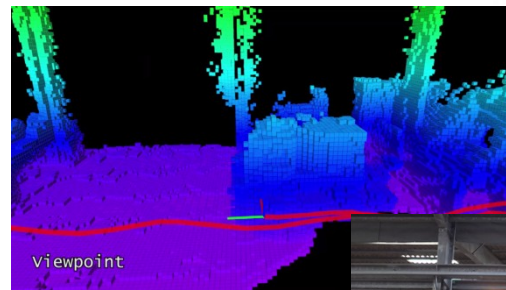
Stéphane HERBIN

ONERA / DTIS

# Présentation ONERA : Équipe Copernic

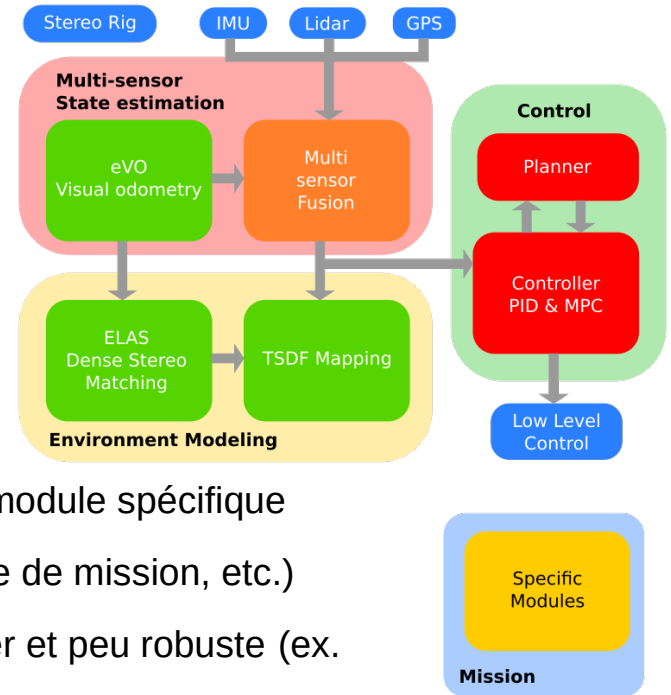
<https://w3.onera.fr/copernic>

- Travaux robotique depuis ~2012
- Navigation basé vision autonome
  - SLAM visio-inertiel (<https://github.com/ov2slam>)
  - Suivi de trajectoire avec évitement d'obstacles
  - Création de carte 3D dense en ligne (OG or TSDF)
  - Multi-robots
    - SLAM visio-inertiel Coopératif
    - Suivi de trajectoire en flotte
    - Exploration de zone en équipe
- Uses-Case
  - Téléopération assistée
  - Inspection de structures
  - Exploration de zones inconnues



# Méthodes « model-base » pour la robotiques

- Architecture modulaire :
  - Ensemble de modules spécialisés (SLAM, Carto, Control)
  - Chaque module est programmé pour **modéliser** un sous problème et y **répondre**
- Problèmes :
  - Chaque tache nécessite le développement d'un nouveau module spécifique
  - Le domaine de fonctionnement limité (environnement, cible de mission, etc.)
  - Comportements complexes sont très complexe à modéliser et peu robuste (ex. interactions serrées avec l'environnement)
  - Ces méthodes ont beaucoup de mal à passé à l'échelle (# robots, # DOF)



# Boom de l'IA

## Des performances toujours plus hautes

ConvNet / non-ConvNet

2012 Teams	%error	2013 Teams	%error	2014 Teams	%error
Supervision (Toronto)	15.3	Clarifai (NYU spinoff)	11.7	GoogLeNet	6.6
ISI (Tokyo)	26.1	NUS (singapore)	12.9	VGG (Oxford)	7.3
VGG (Oxford)	26.9	Zeiler-Fergus (NYU)	13.5	MSRA	8.0
XRCE/INRIA	27.0	A. Howard	13.5	A. Howard	8.1
UvA (Amsterdam)	29.6	OverFeat (NYU)	14.1	DeeperVision	9.5
INRIA/LEAR	33.4	UvA (Amsterdam)	14.2	NUS-BST	9.7
		Adobe	15.2	TTIC-ECP	10.2
		VGG (Oxford)	15.2	XYZ	11.2
		VGG (Oxford)	23.0	UvA	12.1

Ranking : classification d'images (compétition ILSVRC ImageNet)

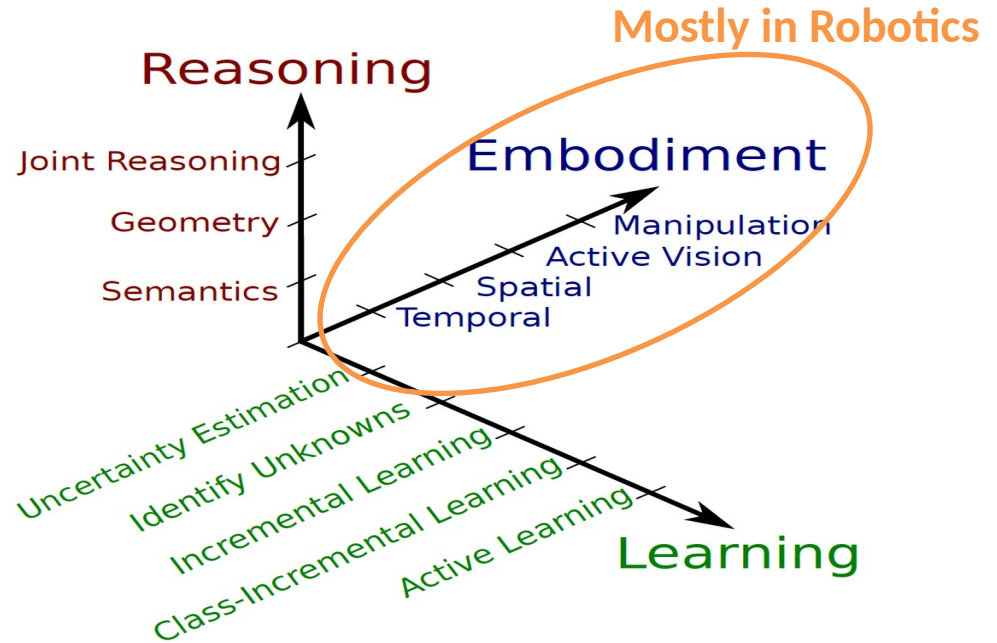
Figure extraite de LeCun @ CVPR'2015

## De multiples modalités

- Supervised
- Unsupervised
- Reinforcement
- Imitation
- Transfer
- Active
- Zero/One shot
- Continual
- Self-supervised
- ...

# Deep Learning pour la robotique

- Communauté robotique assez réticente au départ
- Mais intérêt depuis 2016
- (CORL, Workshop IROS, CVPR)



Sünderhauf, N., Brock, O., Scheirer, W., Hadsell, R., Fox, D., Leitner, J., & Corke, P. (2018). The limits and potentials of deep learning for robotics. *The International Journal of Robotics Research*, 37(4-5), 405-420.

# Changement de paradigme avec de l'IA

- « Model based » Modules => « Data-based » Modules
  - On ne cherche plus à modéliser le problème et sa solution mais on **apprend** la solution à partir de « données »
- Architectures modulaires => Architectures « End-to-End »
  - On ne cherche plus forcément à décomposer les problèmes en sous problèmes élémentaires, on peut choisir la granularité de l'architecture

# Pour quelles fonctions?

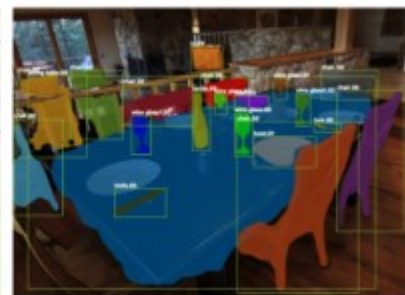
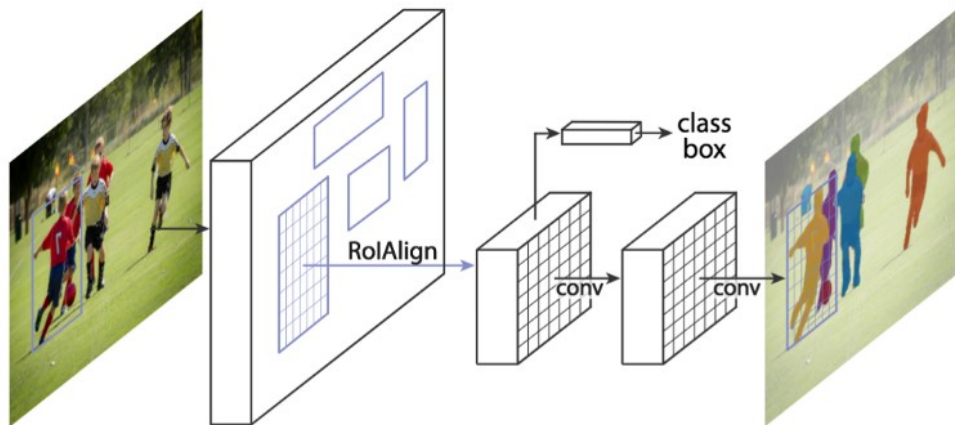
- **Description de scènes**
  - Dense (profondeur, flot, sémantique, 3D)
  - Objets (localisation, pose, relations)
  - Structure
- **Association de données**
  - Navigation/Localisation/Mapping/Odométrie
  - Tracking
- **Boucles sensori-motrices**
  - Commande basée perception (« end to end »)
  - Manipulation
- **Interaction**
  - Requête/Instruction par le langage naturel

*Revisite façon DL*



# Détection d'objets

He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., & Girshick, R. (2017). Mask R-CNN. CVPR.



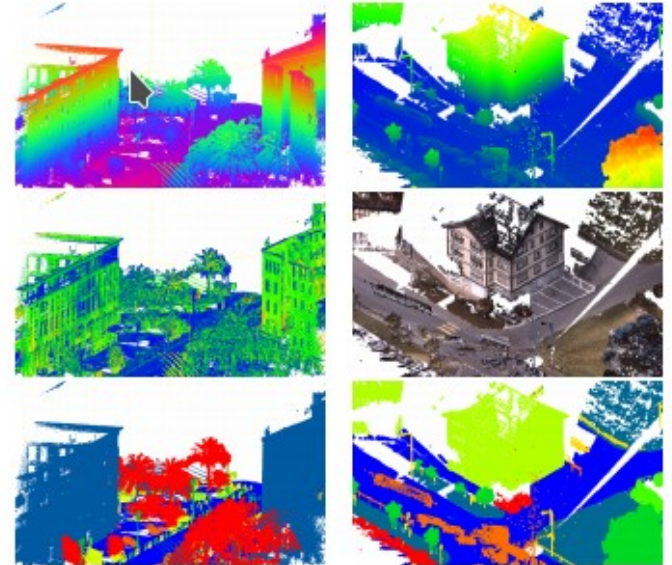
# Segmentation sémantique

## Image



Résultats de segmentation U-Net

## PointCloud



(a) NPM3D

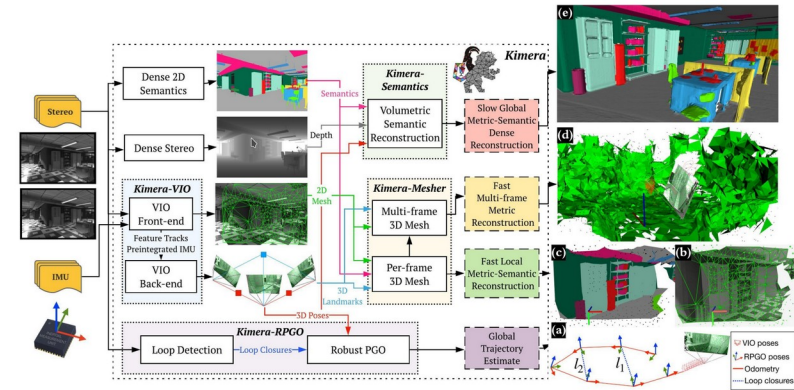
(b) Semantic8

Résultats de PCSS de ConvPoint

1. Olaf Ronneberger, et al. "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation." (2015).
2. Boulch, Alexandre. « ConvPoint: Continuous Convolutions for Point Cloud Processing ». Computers & Graphics 88 (1 mai 2020)

# Segmentation sémantique pour la robotique

- KIMERA<sup>1</sup>
  - Chaîne complète de cartographie sémantique
- Voxblox++<sup>2</sup>
  - Premier pas vers la cartographie métrique « vectoriel »



(a) Object-centric Map



(b) Ground Truth Instance Map



(c) Semantic Instance Segmentation

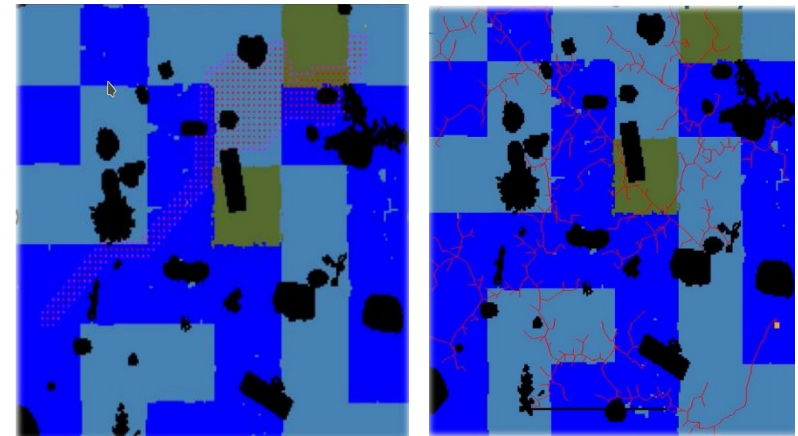
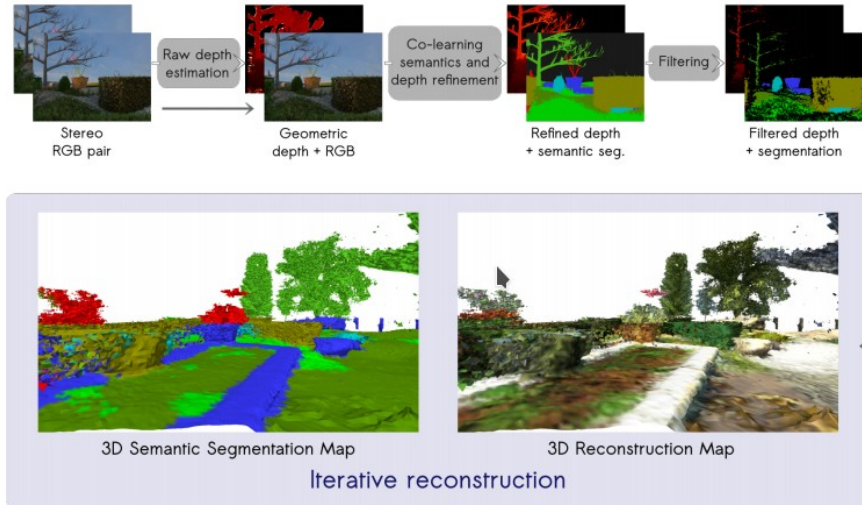


(d) Geometric Segmentation [7]

1. A. Rosinol, M. Abate, Y. Chang, L. Carlone, Kimera: an Open-Source Library for Real-Time Metric-Semantic Localization and Mapping. IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 2020.
2. Grinvald, Margarita et al. "Volumetric Instance-Aware Semantic Mapping and 3D Object Discovery". IEEE Robotics and Automation Letters 4. 3(2019): 3037–3044.



# Navigation dans une carte sémantique



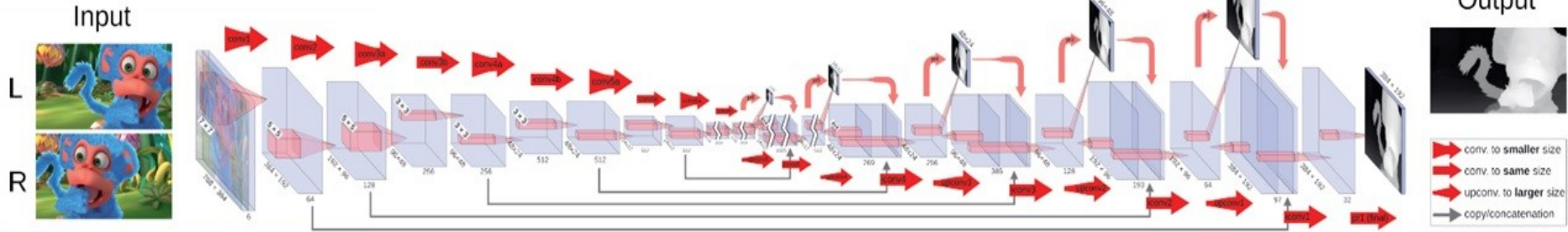
Exemple de planification de trajectoire sous contrainte de type de terrain (gauche : A\*, droite : T-RRT)

1. Marcela Carvalho, Maxime Ferrera, Alexandre Boulch, Julien Moras, Bertrand Le Saux, et al.. Technical Report: Co-learning of geometry and semantics for online 3D mapping. [Research Report] ONERA. 2019. (hal-02341718)

# Stéréo Vision et Flow Optique



## Disparity Network Architecture

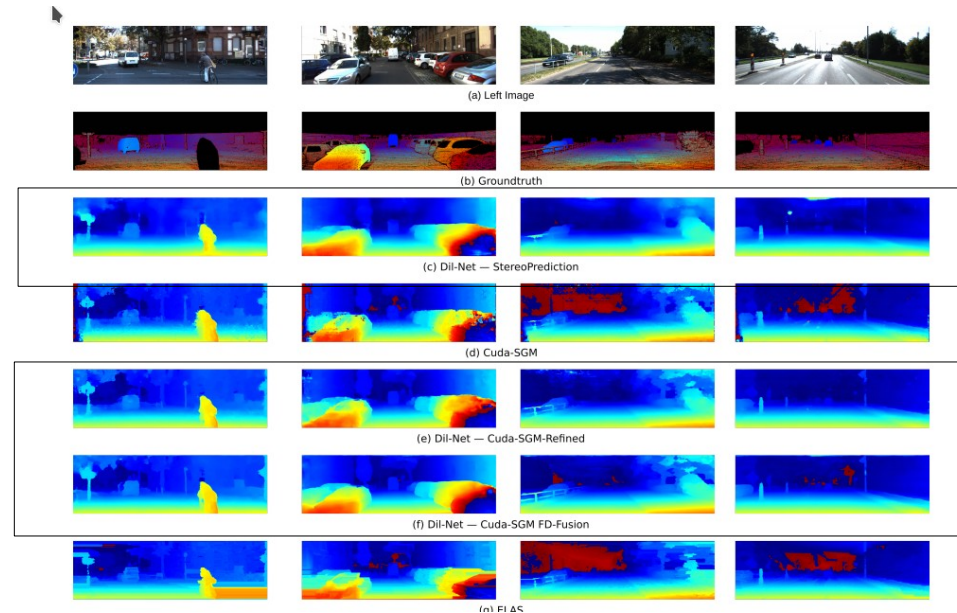
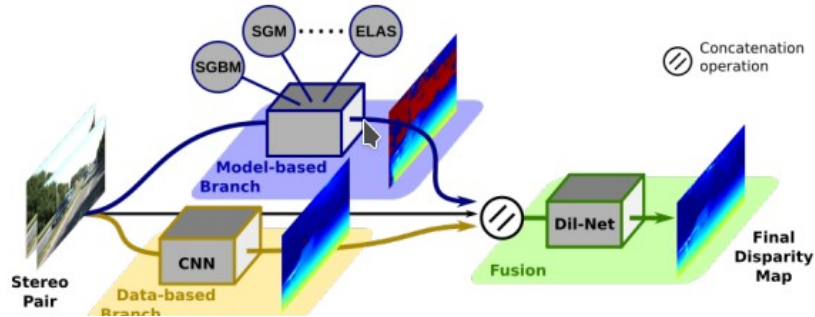


1. Mayer, Nikolaus & Ilg, Eddy & Hausser, Philip & Fischer, Philipp & Cremers, Daniel & Dosovitskiy, Alexey & Brox, Thomas. (2016). A Large Dataset to Train Convolutional Networks for Disparity, Optical Flow, and Scene Flow Estimation.
2. Fischer, Philipp & Dosovitskiy, Alexey & Ilg, Eddy & Häusser, Philip & Hazırbaş, Caner & Golkov, Vladimir & van der Smagt, Patrick & Cremers, Daniel & Brox, Thomas. (2015). FlowNet: Learning Optical Flow with Convolutional Networks.

# Application Robotique : méthode hybride modèle / DL

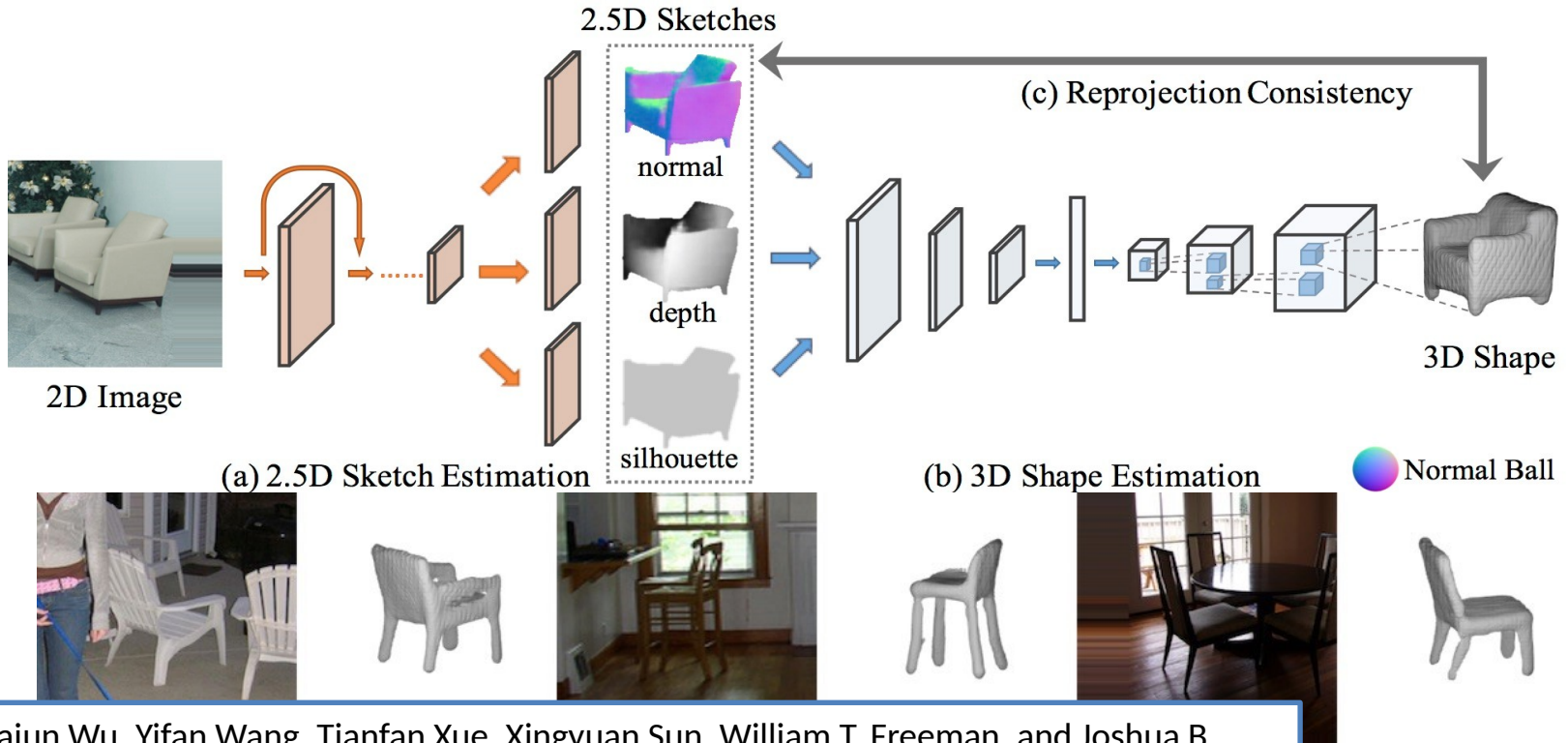
Raffinement de cartes de profondeurs  
SGM à partir de CNN « à trou »

Temps d'inférence 4.5ms (GTX 1070)



Fast Stereo Disparity Maps Refinement By Fusion of Data-Based And Model-Based Estimations  
M Ferrera, A Boulch, J Moras - 2019 International Conference on 3D Vision (3DV), 2019

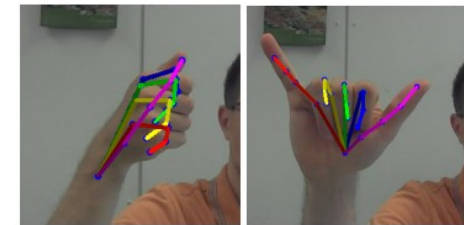
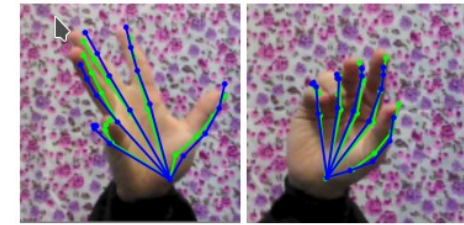
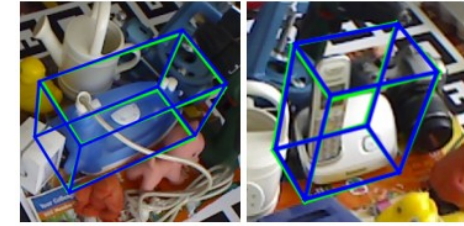
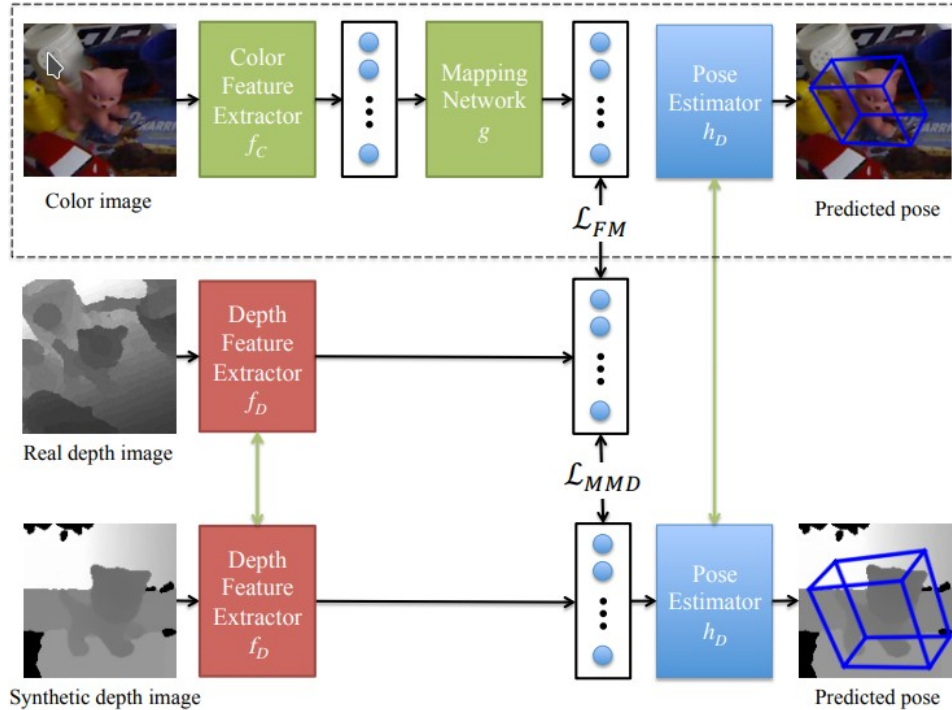
# Reconstruction 3D d'objet



Jiajun Wu, Yifan Wang, Tianfan Xue, Xingyuan Sun, William T. Freeman, and Joshua B. Tenenbaum, MarrNet: 3D Shape Reconstruction via 2.5D Sketches, NIPS 2017



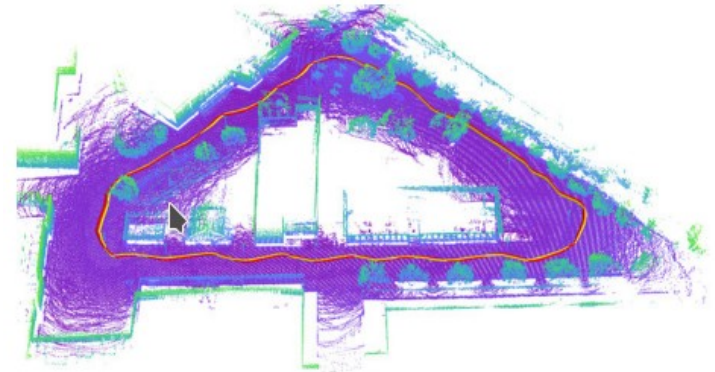
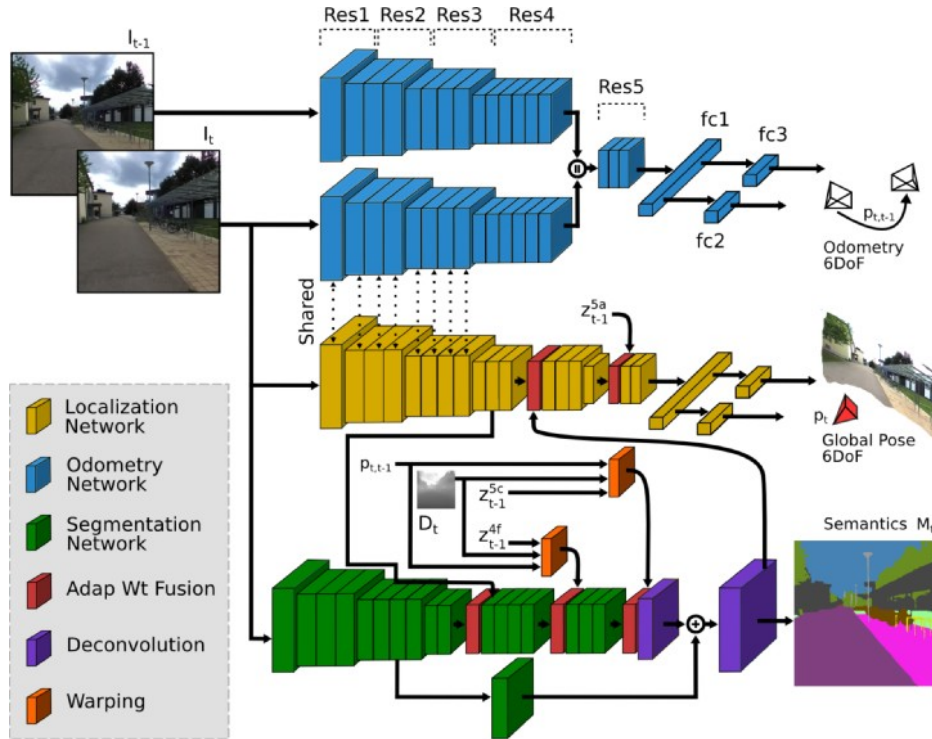
# Estimation de pose avec adaptation de Domaine



Rad, Mahdi & Oberweger, Markus & Lepetit, Vincent. (2018). Domain Transfer for 3D Pose Estimation from Color Images without Manual Annotations.



# Localisation

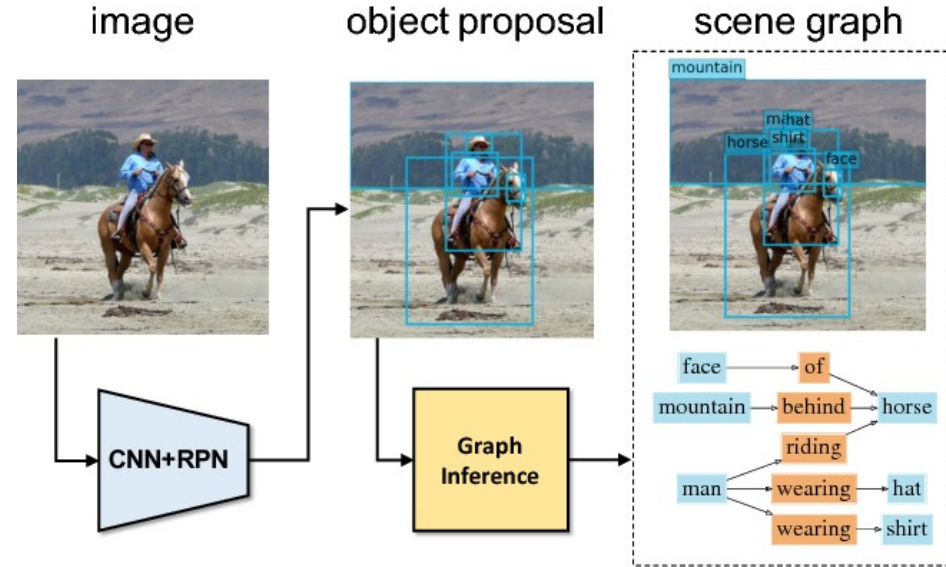


(b) DeepLoc

Noha Radwan, Abhinav Valada, Wolfram Burgard, VLocNet++: Deep Multitask Learning for Semantic Visual Localization and Odometry, IEEE Robotics and Automation Letters (RA-L), 2018.

# Deep NLP et Robotique

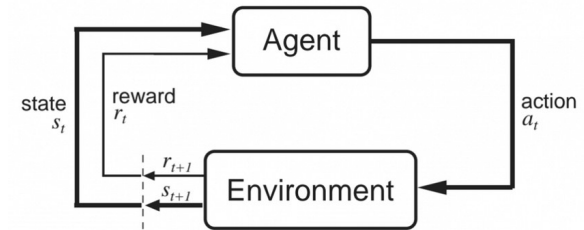
- Description textuelle de scène
- Visual Question Answering (VQA)
- Navigation Sémantique



Li, Y., Ouyang, W., Zhou, B., Wang, K., & Wang, X. (2017). Scene graph generation from objects, phrases and region captions. CVPR.

# Apprentissage par Renforcement

- Histoire :
  - Bellman (1957) : travaux de référence sur les processus markovien
  - Sutton (1987) : premier travaux d'apprentissage par renforcement
- Idées :
  - Agent qui interagi dans un environnement à temps discret
    - Exécute une **action** et reçois un **état** et une **récompense**
    - Objectif : **maximiser la récompense cumulée totale**

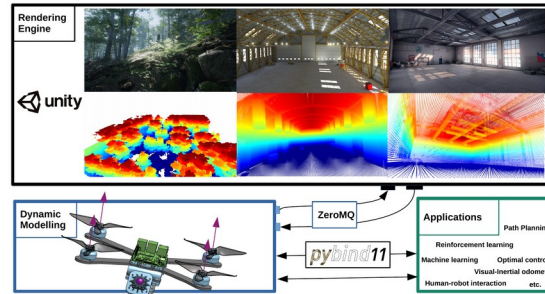
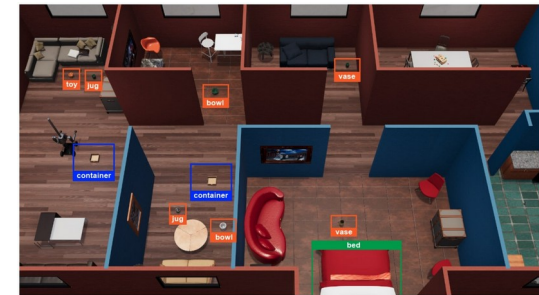
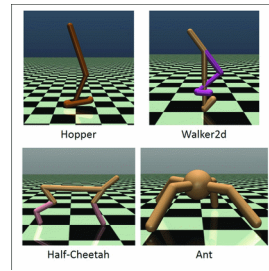


1. Bellman, R.E. (1957). A Markov decision process. Journal of Mathematical Mech., 6:679-684.
2. Sutton, R.S. (1988). Learning to predict by the method of temporal differences. Machine Learning, 3:9-44.
3. Christopher J. C. H. Watkins et Peter Dayan, « Q-learning », Machine Learning, vol. 8, no 3, 1er mai 1992, p. 279–292



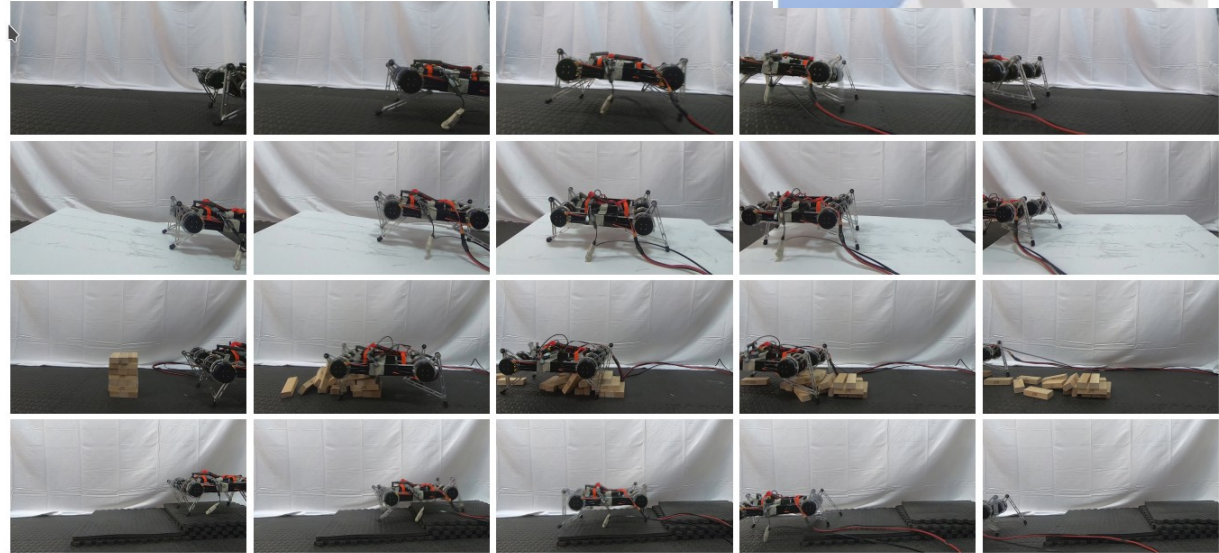
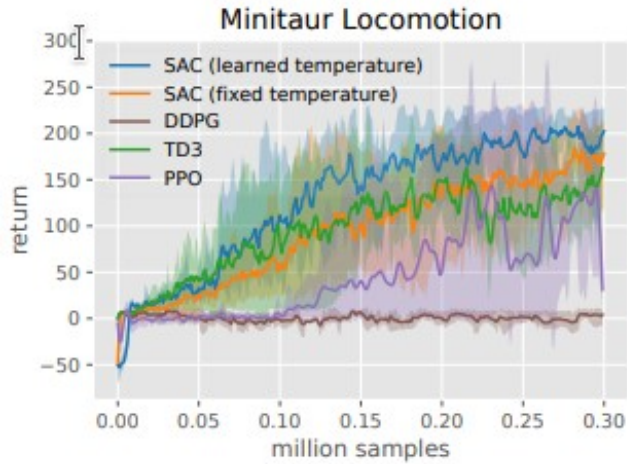
# Simulateur pour le RL

- Mujoco :
  - Contrôle et locomotion
- Habitat / Gibson
  - Déplacement dans des environnements photoréalistes
- AI2Thor / ThreeDWorld
  - Interaction avec l'environnement
- FlightMare/ AirSim / Carla
  - Drone, conduite autonome





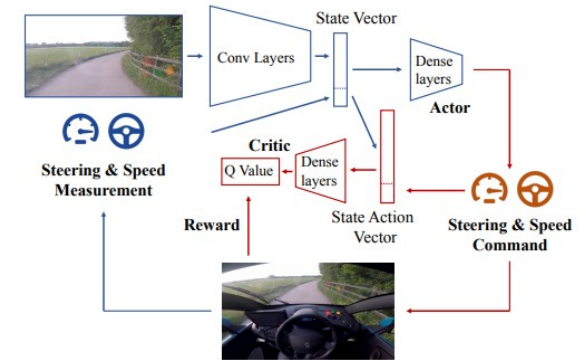
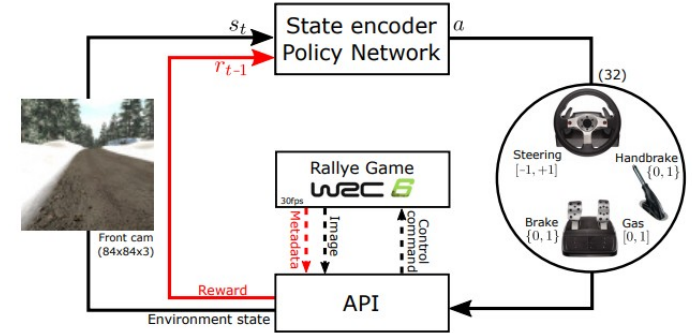
# DRL pour la locomotion



Haarnoja, Tuomas et al. "Learning to Walk via Deep Reinforcement Learning." ArXiv abs/1812.11103 (2019): n. pag.

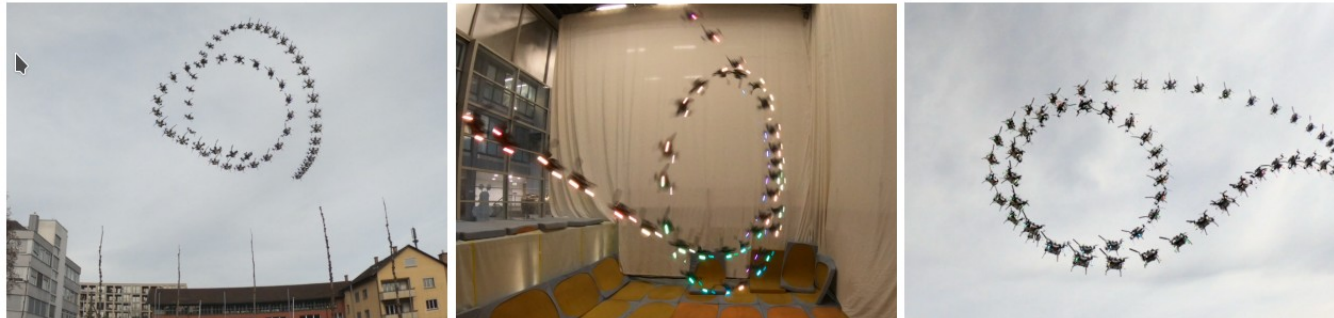
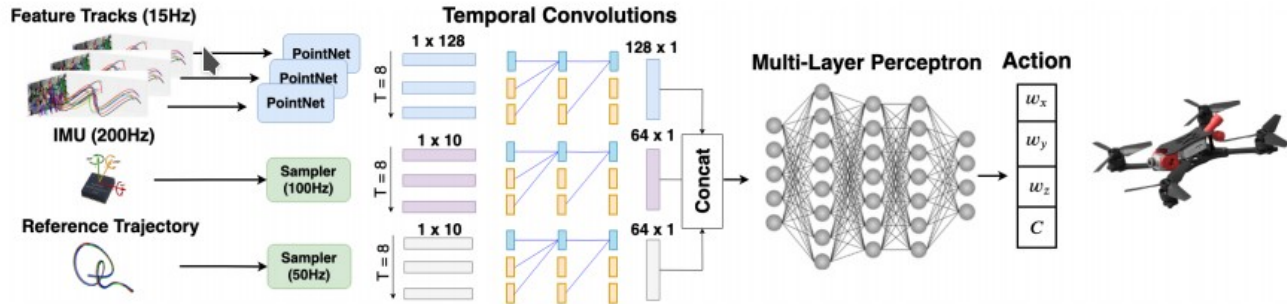
# Travaux sur la la conduite autonome

- Travaux de Valéo<sup>1</sup> (Jarithz, Toromanoff 2016-2020)
  - Conduite « End-to-end » en simulation (WRC6)
  -
- WayWe<sup>2</sup>:
  - Tests de DRL en conduite réel (faible vitesse)



1. Jaritz, M., Charette, R., Toromanoff, M., Perot, E., Nashashibi, F. End-to-End Race Driving with Deep Reinforcement Learning. ICRA 2018 - IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 2018, Brisbane, Australia
2. Alex Kendall, Jeffrey Hawke, David Janz, Przemyslaw Mazur, Daniele Reda, John-Mark Allen, Vinh-Dieu Lam, Alex Bewley, & Amar Shah. (2018). Learning to Drive in a Day.

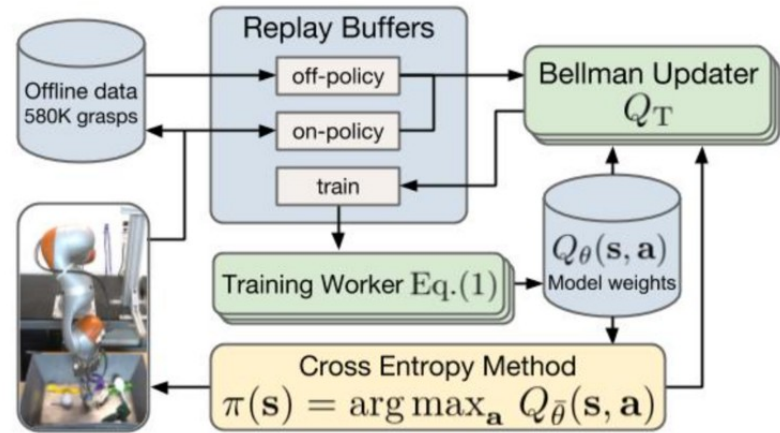
# Pilotage de drone agressif



1. Kaufmann, Elia & Loquercio, Antonio & Ranftl, Rene & Mueller, Matthias & Koltun, Vladlen & Scaramuzza, Davide. (2020). Deep Drone Acrobatics. 10.15607/RSS.2020.XVI.040.



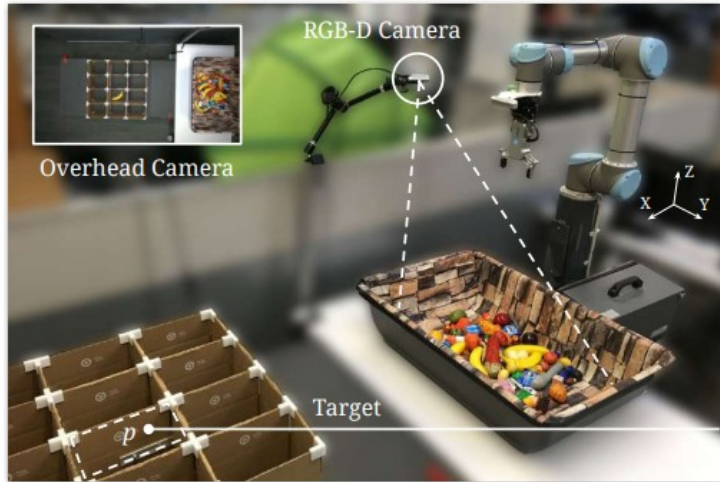
# DRL pour la manipulation



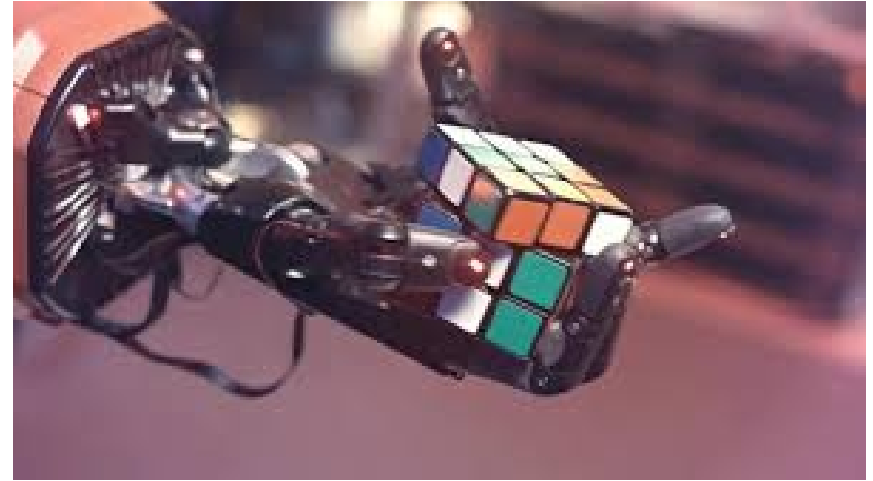
- 7 robots, 800 heures, 1000 objets différent. 580,000 essais d'apprentissage.
- 96% de réussite sur 700 essais de test d'objets inconnues.

Kalashnikov, D., Irpan, A., Pastor, P., Ibarz, J., Herzog, A., Jang, E., ... & Levine, S. (2018). Scalable Deep Reinforcement Learning for Vision-Based Robotic Manipulation. In *Conference on Robot Learning*.

# DRL pour la manipulation



Andy Zeng, et al. "TossingBot: Learning to Throw Arbitrary Objects with Residual Physics." (2020).



OpenAI, et al. "Solving Rubik's Cube with a Robot Hand." (2019).

# Ralliement de point : Transfert Simulation vers Réel

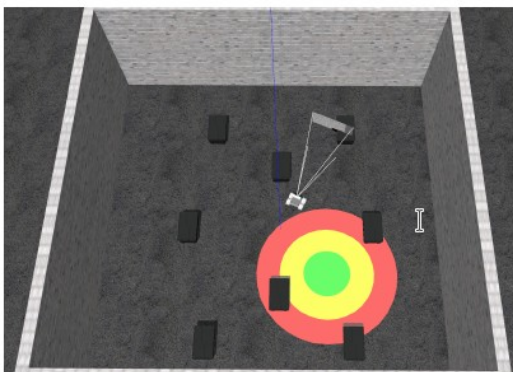
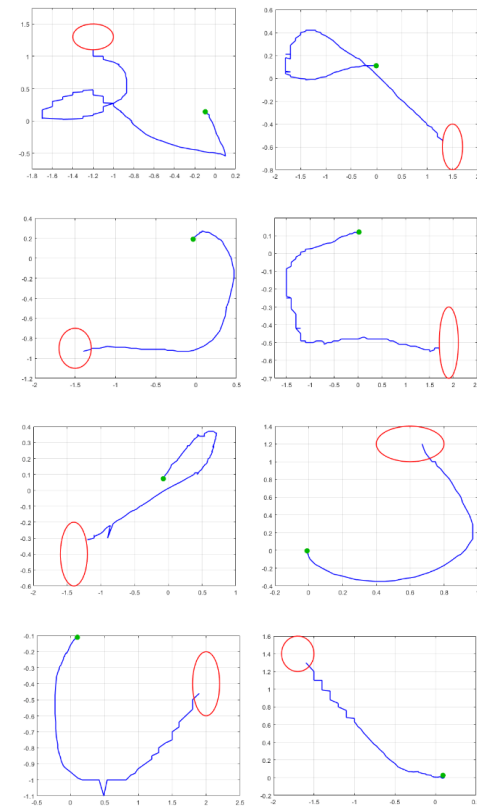
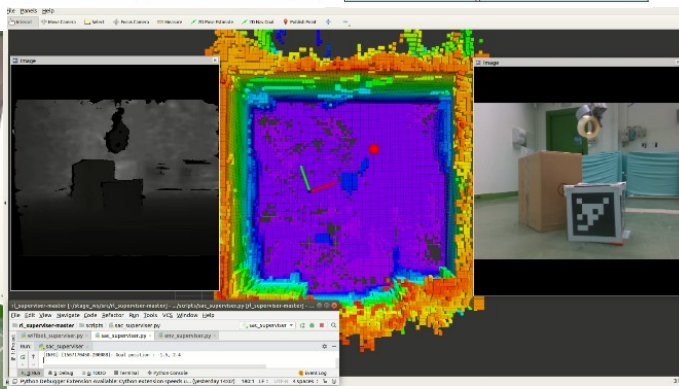


TABLE I: Success rate (in %).

Observation vector ( $o_t$ )	Training environments	Success Rate
$[F_t]$	Env1	21%
$[F_t]$	Env2	29%
$[F_t]$	Env1-2-3	32%
$[F_t; F_{t-1}; F_{t-2}]$	Env1	38%
$[F_t; F_{t-1}; F_{t-2}]$	Env2	17%
$[F_t; F_{t-1}; F_{t-2}]$	Env1-2-3	42%
$[F_t; F_{t-1}; F_t - F_{t-1}]$	Env1	24%
$[F_t; F_{t-1}; F_t - F_{t-1}]$	Env2	33%
$[F_t; F_{t-1}; F_t - F_{t-1}]$	Env1-2-3	47%

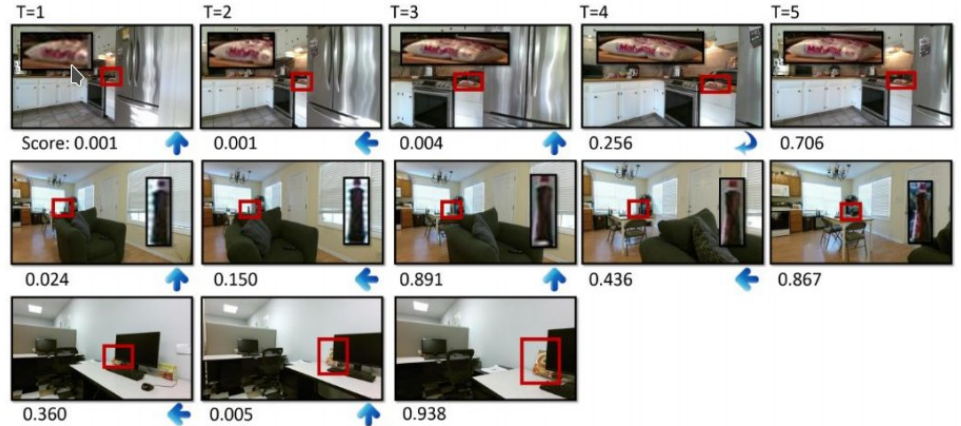
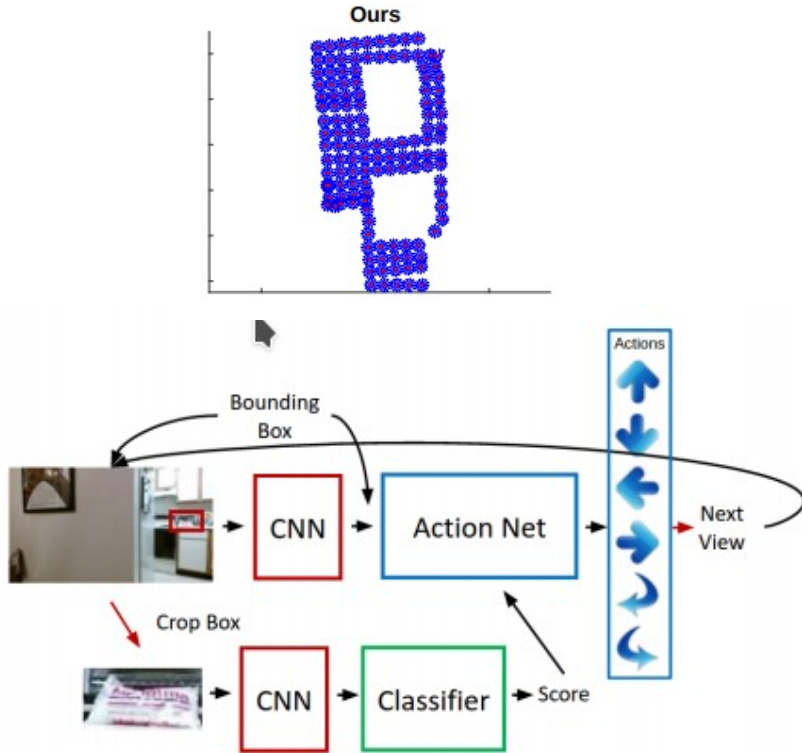
TABLE II: Mean reward.

Observation vector ( $o_t$ )	Training environments	Mean reward
$[F_t]$	Env1	-248.892
$[F_t]$	Env2	-189.68
$[F_t]$	Env1-2-3	-95.623
$[F_t; F_{t-1}; F_{t-2}]$	Env1	-100.662
$[F_t; F_{t-1}; F_{t-2}]$	Env2	-300.124
$[F_t; F_{t-1}; F_{t-2}]$	Env1-2-3	22.412
$[F_t; F_{t-1}; F_t - F_{t-1}]$	Env1	-217.843
$[F_t; F_{t-1}; F_t - F_{t-1}]$	Env2	-56.288
$[F_t; F_{t-1}; F_t - F_{t-1}]$	Env1-2-3	38.751



Chaffre, T., and al.. « Sim-to-Real Transfer with Incremental Environment Complexity for Reinforcement Learning of Depth-Based Robot Navigation ». In ICINCO 2020

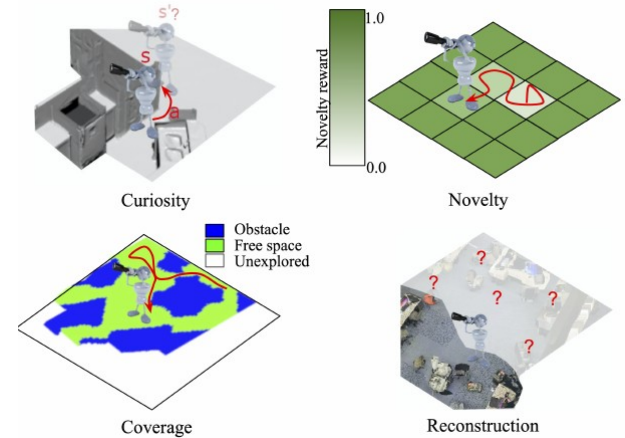
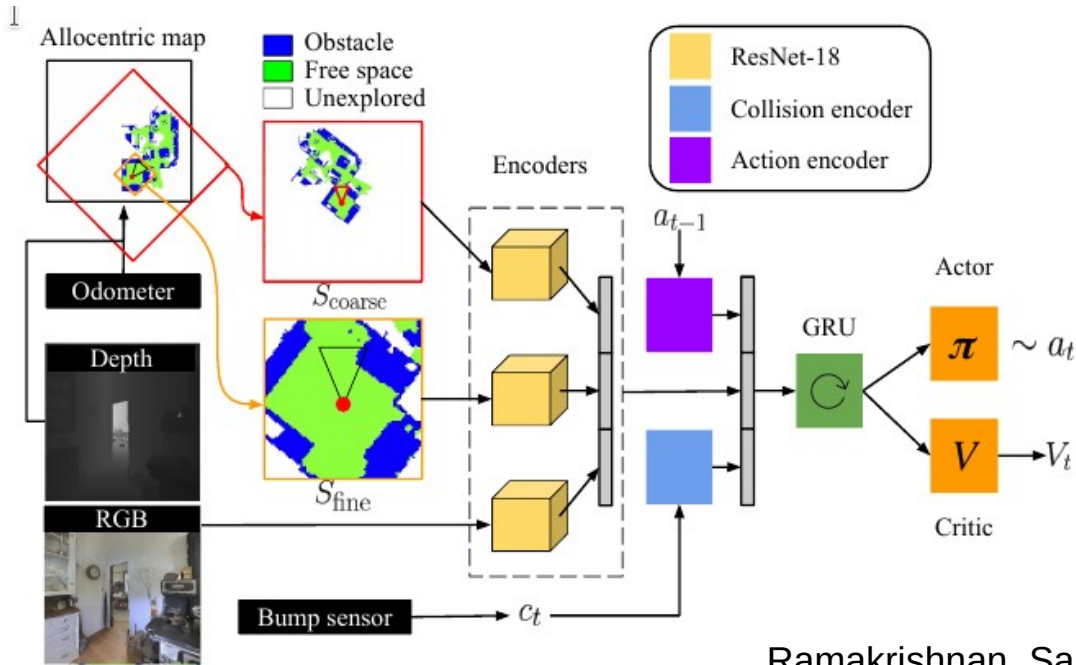
# Active Vision



Ammirato, Phil & Poirson, Patrick & Park, Eunbyung & Košecká, Jana & Berg, Alexander. (2017). A Dataset for Developing and Benchmarking Active Vision. ICRA.2017

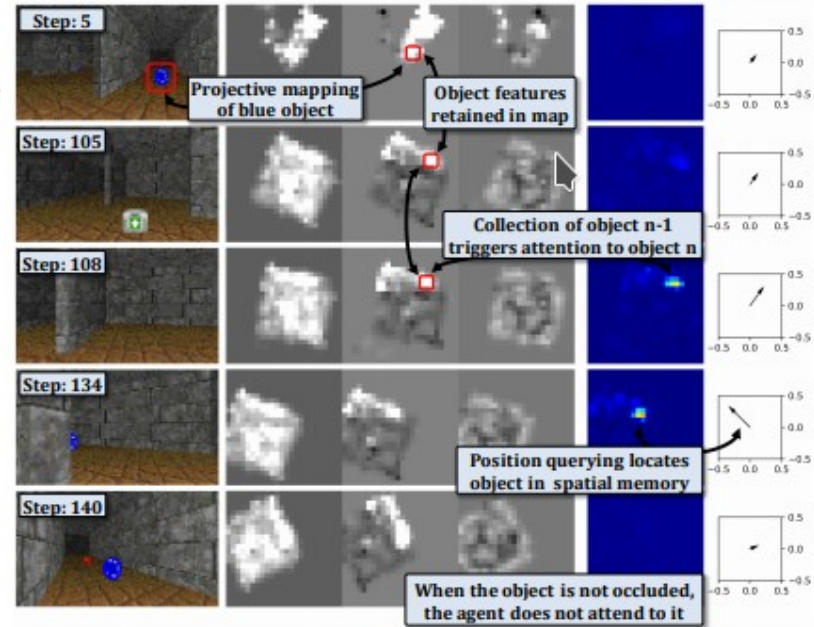
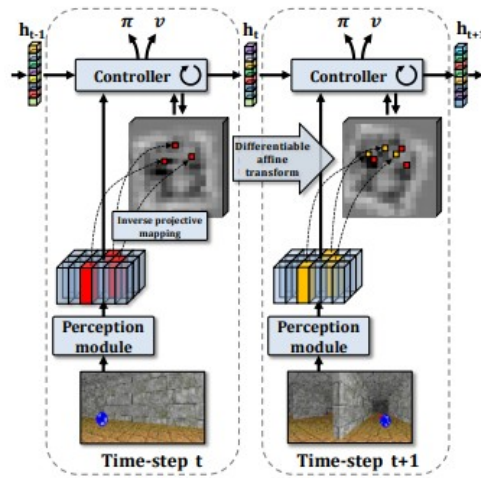
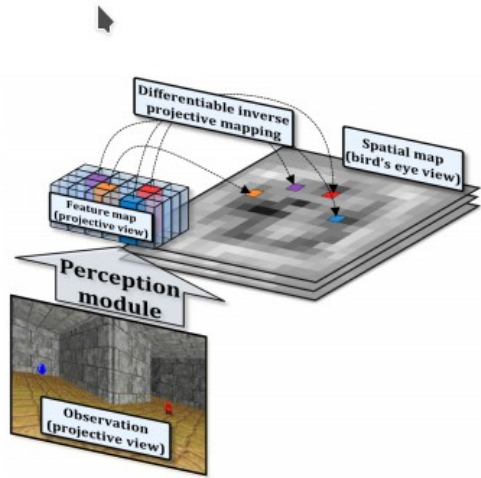


# Exploration DRL



Ramakrishnan, Santhosh & Jayaraman, Dinesh & Grauman, Kristen. (2020). An Exploration of Embodied Visual Exploration.

# Neural Mapping

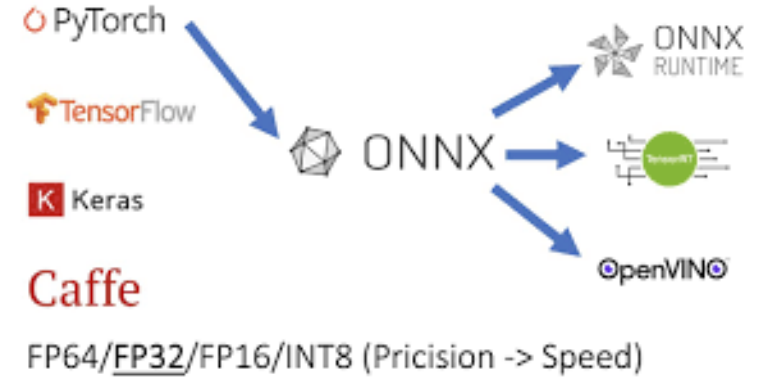


(a) Analysis: *Ordered 6-item scenario*

Beeching, Edward & Wolf, Christian & Dibangoye, Jilles & Simonin, Olivier. (2020).  
EgoMap: Projective mapping and structured egocentric memory for Deep RL.

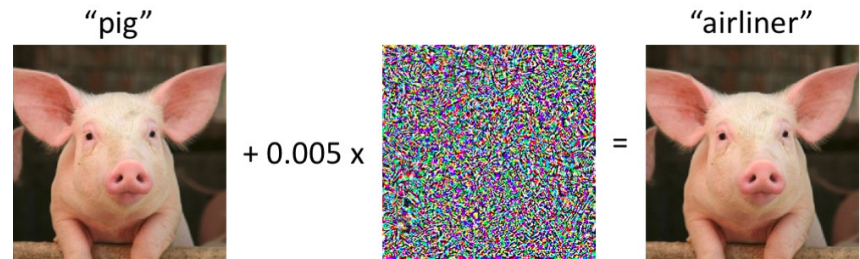
# Intégration IA sur plateformes robotiques

- Standardisation des formats de modèle
  - ONNX
  - NERF
- Edge computing
  - Nvidia Jetson
  - Intel Myriad
  - Etc ..



# Limitations

- Dépendance aux données: évolutivité, transfert et contextualisation délicates.
- Opacité / complexité / explicabilité.
- Prédiction de performance peu fiable (signification des métriques statistiques, biais des benchmarks, systèmes en boucle fermée)
- Instabilités (exemples adversaires)





# Conclusion

- **« Deep Learning » = incontournable**
  - Eco-système scientifique et technique très actif
  - Des résultats spectaculaires
- **Utilisation**
  - Deep Learning « intégral ». Attirant mais encore complexe à maîtriser.
  - Intégrer des composants. Que valent-ils pour le contexte visé?
- **Les données**
  - Impossible sans. Y penser dès le début des projets. Coûteux!
  - Apprentissage vs. Validation: des rôles différents
- **Est-ce mature?**
  - Pas encore pour les applications critiques (manque de garanties)
  - Sûreté/utilisabilité/explicabilité deviennent des problématiques scientifiques.

Merci de votre attention.