

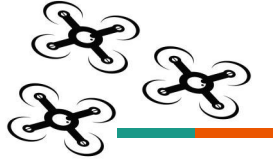
## Option Robotique

# Présentation d'un modèle de contrôle décentralisé et bio-inspiré: Le Flocking

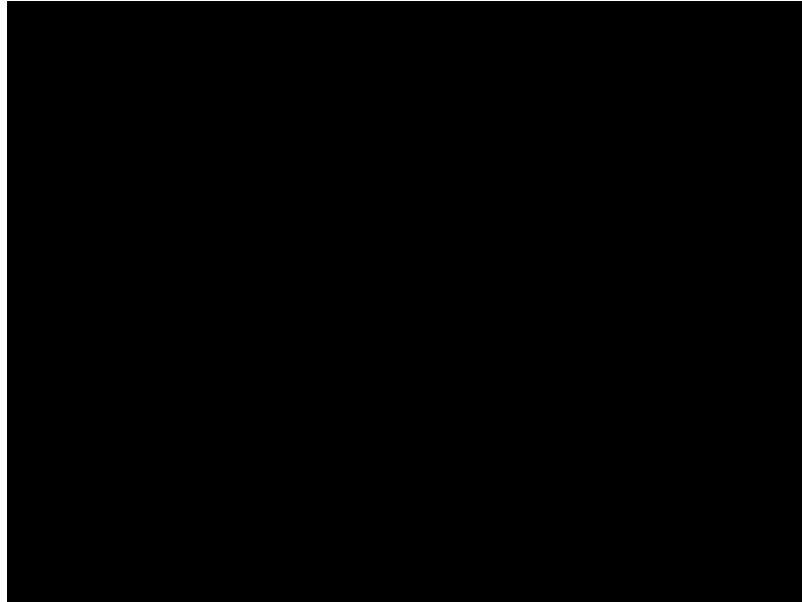


Alexandre BONNEFOND : [alexandre.bonnefond@inria.fr](mailto:alexandre.bonnefond@inria.fr)

Olivier SIMONIN : [olivier.simonin@insa-lyon.fr](mailto:olivier.simonin@insa-lyon.fr)



## Démonstration du flocking dans un simulateur



# Exemple dans un environnement réaliste

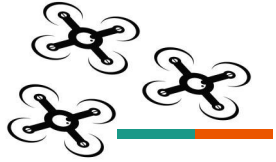


# Sommaire :

1. Origines et Propriétés du Flocking
2. Bases du Contrôle des Systèmes Dynamiques
3. Modèles de Référence
4. Simulation de Communications Réalistes avec Obstacles
5. Scénarios, Optimisation et Comparaison des Modèles

# Principes et limites du flocking

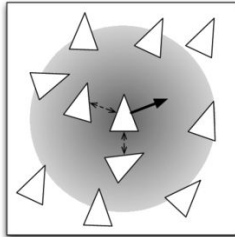
---



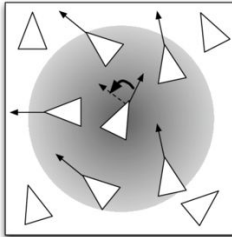
# Principe du flocking

Introduit par **Reynolds**<sup>[1]</sup> en 1989, le **flocking** est basé sur 3 types d'interactions locales :

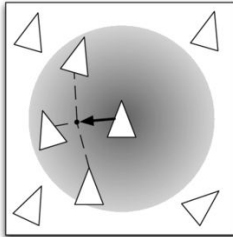
**Séparation**



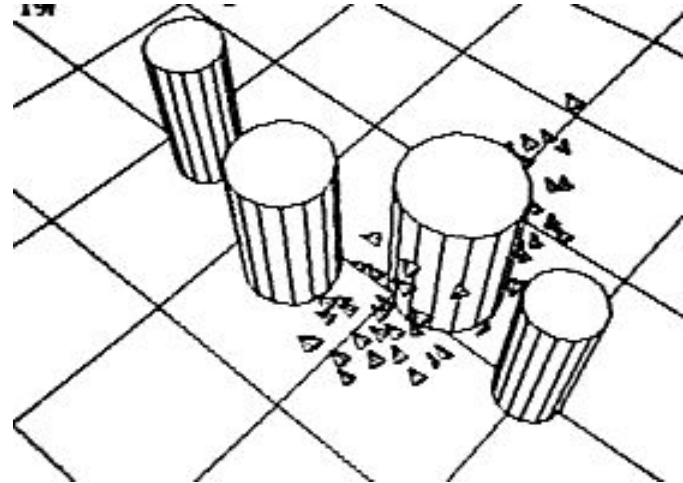
**Alignement**

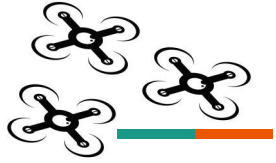


**Cohésion**



Ces interactions ne s'appliquent **que** dans un *voisinage* donné défini généralement par un cercle de rayon fixe.

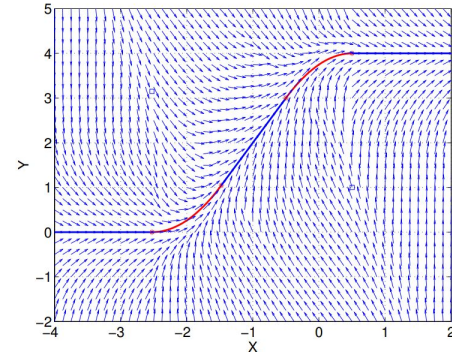
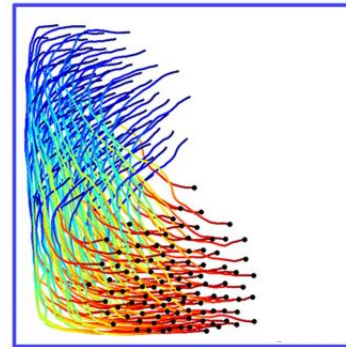
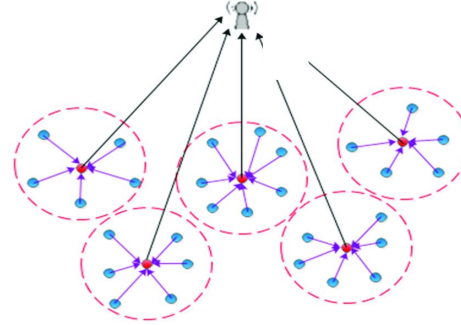


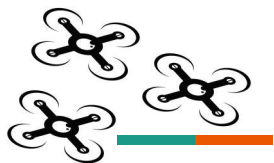


# Stratégies de flocking

Différentes stratégies de flocking existent :

- Champ de potentiels
- Basé comportement
- Leader-Follower
- Structure virtuelle
- Apprentissage par renforcement





# De la perception à la communication

## Modèle basé perception

- Chaque agent **estime** la **position** et la **vitesse** de ses **voisins** grâce à des caméras embarquées

## Inconvénients

- Données bruitées
- Fort impact des conditions “météo”
- Limité au champ de vision

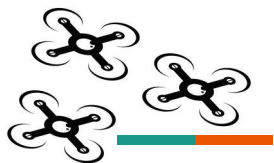
## Modèle basé communication

- Chaque agent **communique** sa **position** et sa **vitesse** à ses **voisins**

## Avantages

- Communication haute fréquence
- Fiabilité de l'information (GPS, IMU...)
- Tous les agents accessibles communiquent
- Tout type d'information peut être échangé





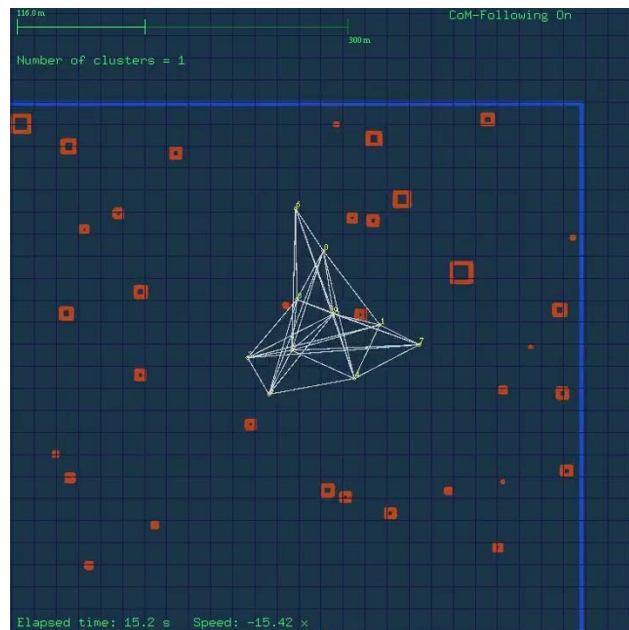
# Fragmentation dans les environnements avec obstacles

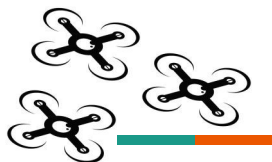
Une fois plongés dans des environnements hautements **contraints**, le phénomène de **fragmentation** apparaît.

Environnement contraint :

1. **Nombre et taille des obstacles**
2. **Communications impactées par les obstacles**

Fragmentation : Formation de clusters





# Propriétés et limites des modèles de référence

## Olfati-Saber (2006)<sup>[2]</sup>

Référence dans la littérature  
avec objectif global

Ce modèle continue d'inspirer les  
scientifiques car on retrouve la base de  
son travail dans de nombreux articles.

- Stabilité
- Passage à l'échelle
- Sujet à la **fragmentation**

## Viragh - Vicsek (2013)<sup>[3]</sup>

Modèle de particules  
auto-propulsées avec suivi de cible

Fonction de suivi de cible très  
intéressante et prémisse de limitation de  
la communication.

- Réalisme
- Passage à l'échelle
- fragmentation
- **Oscillations**

## Vasarhelyi - Vicsek (2018)<sup>[4]</sup>

Modèle de particules  
auto-propulsées réaliste

Suite du travail de Viragh, il implémente  
une loi de contrôle robuste aux limitations  
réalistes incluses dans son framework.

- Moins de fragmentation
- Passage à l'échelle
- Expé réelles
- **Optimisation indispensable**

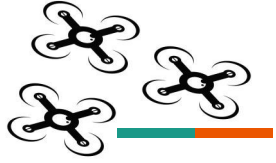
[2] Flocking for multi-agent dynamic systems: algorithms and theory, Olfati-Saber, Reza, 2006, IEEE Trans. Automat. Contr

[3] Flocking algorithm for autonomous flying robots, Csaba Viragh, Gabor Vasarhelyi, Norbert Tarcai, 2013, Bioinspiration & Biomimetics

[4] Optimized flocking of autonomous drones in confined environments, G Vászárhelyi and C Virág and G Somorjai and T Nepusz and AE Eiben and T Vicsek, 2018, Science Robotics

# Bases du contrôle des systèmes dynamiques

---



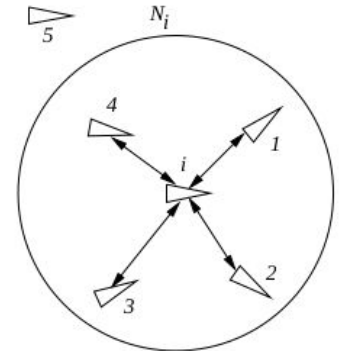
# Modèle dynamique

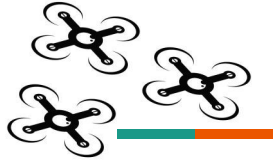
Les **équations de la dynamique** relatives à un groupe de particules sont les suivantes :

$$\begin{cases} \dot{q}_i &= p_i, \\ \dot{p}_i &= u_i, \end{cases}$$

Le **voisinage d'interaction** de chaque agent est défini de la manière suivante :

$$N_i = \{j \in \mathcal{V} : \|q_j - q_i\| < r\}$$





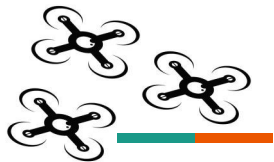
# Construction de la loi de contrôle

D'après Reynolds, le flocking se base sur **trois interactions** principales qui sont :

1. L'attraction
2. La répulsion
3. L'alignement

Cela nous permet donc de diviser notre loi de contrôle en trois parties :

$$u_i = u_{att} + u_{rep} + u_{align}$$

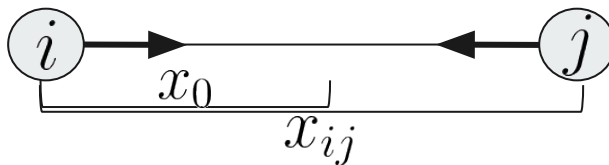


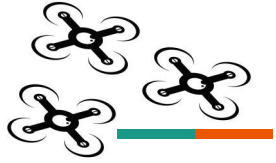
## Attraction et Répulsion

La plupart du temps, les composantes d'attraction et de répulsion peuvent être concaténées en un seul terme que l'on notera ici  $u_{a/r}$ .

Afin de définir ce terme, on s'inspire du **système masse ressort** et donc d'une force de rappel dont l'équilibre se situe à la distance souhaitée entre les deux particules qui interagissent :

$$u_{a/r_i} = k(x_i - x_j - x_0)\vec{n}_{ij} = k(x_{ij} - x_0)\vec{n}_{ij}$$



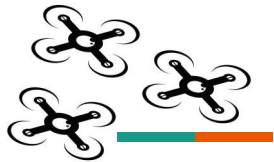


# Alignement

La loi de contrôle permettant une modification du vecteur vitesse (module et orientation) peut ici être assimilée à une force de frottement visqueux :

$$u_{align_i} = -\mu(\vec{v}_i - \vec{v}_j)^\alpha$$

Le paramètre  $\alpha$  est généralement fixé à 1 car dans un cadre réaliste les mesures de vitesses sont approximatives et donc l'erreur générée peut mener à un contrôle instable.



## Conclusion sur la loi de contrôle

Les modèles présentés précédemment sont simples mais cependant efficaces et permettent de prouver la **stabilité du système** assez simplement. C'est donc sur cette base que nous construirons notre modèle pour le TP à venir.

La loi de contrôle globale peut donc se résumer à la définition suivante :

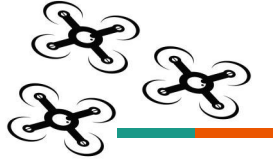
$$\vec{u}_i = \sum_{j \in N_i} k(x_{ij} - x_0) - \sum_{j \in N_i} \mu(\vec{v}_i - \vec{v}_j)^\alpha + \sum_s u_{is}^{obst}$$

Le dernier terme correspond à l'interaction avec les obstacles.



# Modèles de référence

---



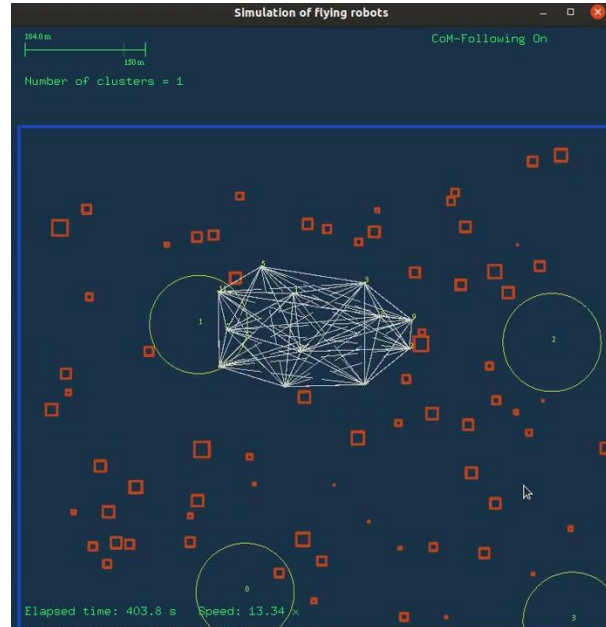
## Auto propulsion ou target tracking

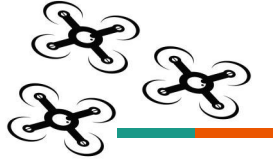
En fonction de l'utilisation que l'on souhaite faire du flocking, il peut être intéressant de rajouter un terme d'**auto propulsion** ou de **target tracking**. Ces termes sont définis de la manière suivante :

$$v_{auto_i}^{\rightarrow} = \frac{\vec{v}_i}{|\vec{v}_i|} v_{flock}$$

$$u_{targ_i} = -c_1(x_i - x_{targ}) - c_2(v_i - v_{targ})$$

# Target tracking en image





# Modèles de référence

## Vasarhelyi et al.

Caracteristiques : terme d'auto-propulsion, robuste mais sujet à la fragmentation.

Loi de contrôle :

$$\tilde{\mathbf{v}}_i^d = \frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|} v^{flock} + \mathbf{v}_i^{rep} + \mathbf{v}_i^{frict} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{obstacle}$$

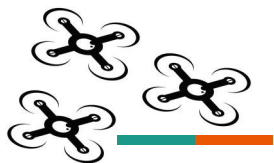
## Olfati-Saber

Caracteristiques : Flocking stable mais sujet à la fragmentation sans  $\mathbf{f}_i^g$ .

Loi de contrôle :

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{f}_i^g + \mathbf{f}_i^d + \mathbf{f}_i^g$$

Gradient (attr/rep) + dir. (align.) + objectif global



## Proposition de nouveaux modèles<sup>[5]</sup>

### VAT : Vasarhelyi + Attraction

*Objectif* : Prévenir la fragmentation et renforcer la cohésion.

*Loi de contrôle* :

$$\tilde{\mathbf{v}}_i^d = \frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|} v^{flock} + \mathbf{v}_i^{rep} + \boxed{\mathbf{v}_i^{att}} + \mathbf{v}_i^{frict} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall, obst}$$

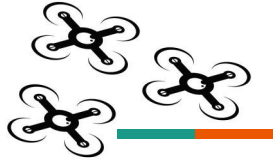
### VOS : Vasarhelyi + Olfati-Saber

*Objectif* : Introduire un terme d'auto-propulsion et prévenir la fragmentation.

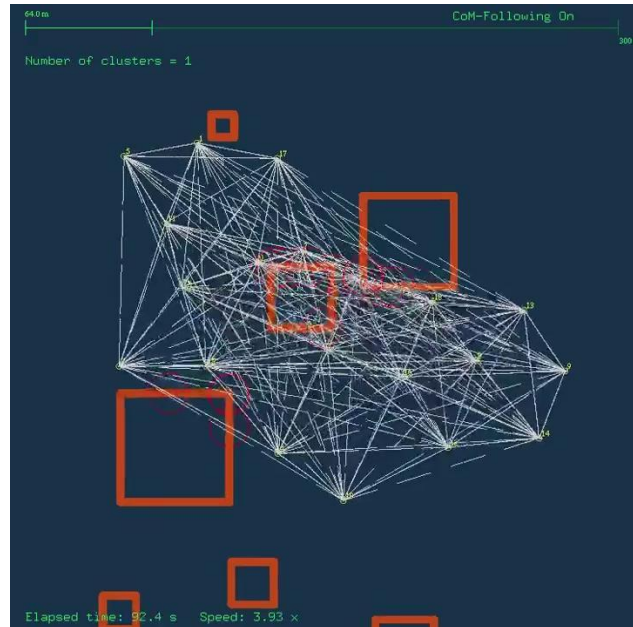
*Loi de contrôle* :

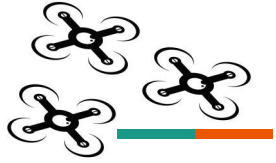
$$\begin{cases} \mathbf{u}_i = \alpha \mathbf{f}_i^g + \beta \mathbf{f}_i^d \\ \tilde{\mathbf{v}}_i^d = \boxed{\frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|} v^{flock}} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall, obst} + \boxed{\int_T \mathbf{u}_i dt} \end{cases}$$

[5] Extension of flocking models to environments with obstacles and degraded communications, A. Bonnefond, O. Simonin, I. Guerin-Lassous, IROS 2021.



# VAT (Vasarhelyi + Attraction)



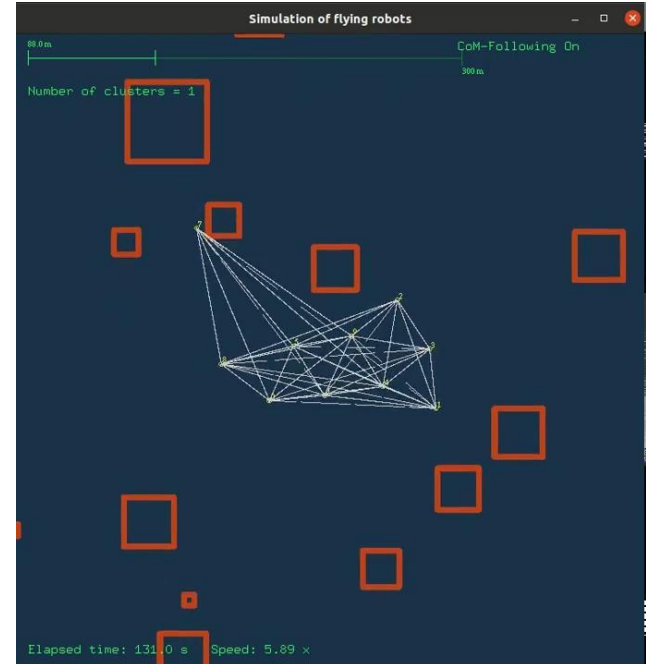


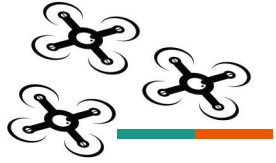
## VAT : Avantage de l'attraction

Effet d'ajouter un terme d'attraction



Permet de “réparer” une fragmentation  
(voir agent en haut à gauche #7)



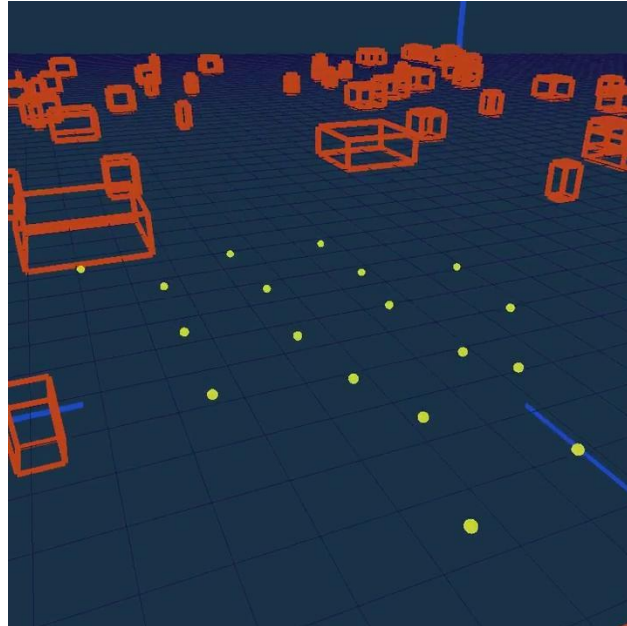


## VOS (Vasarhelyi + Olfati-Saber)

Stabilité du modèle



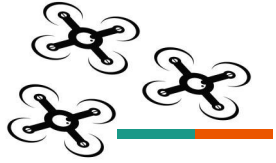
Formation régulière



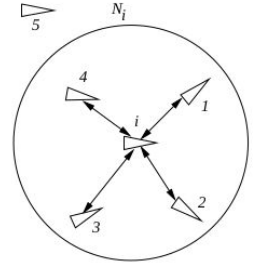


# Simulation de communications réalistes avec obstacles

---

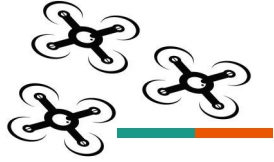


# Communication & Flocking



Dans la littérature, les hypothèses de communication au sein du flocking se déclinent sous 3 formes :

1. **Parfaite et globale** parmi tous les agents.
2. **Limitée dans l'espace et parfaite.**
3. **Limitée dans l'espace avec des bruits et des délais.**



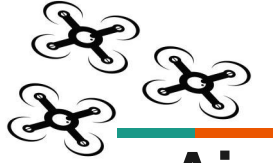
# Modèle de propagation radio (regular)

Dans le simulateur, nous intégrons le **Log-distance path loss model** défini ainsi :

$$PL = P_{Tx_{dBm}} - P_{Rx_{dBm}} = PL_0 + 10\gamma \log_{10} \frac{d}{d_0} + X_g,$$

Où,

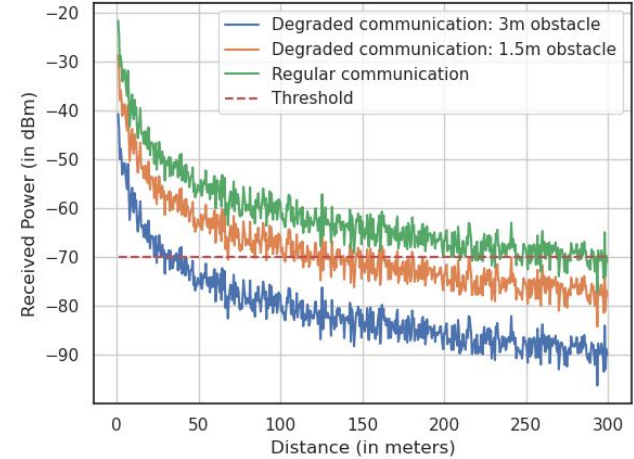
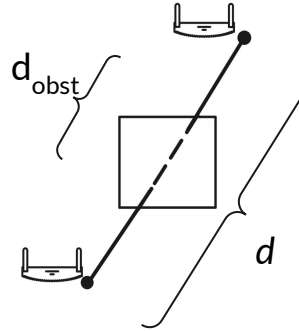
- $P_{Tx_{dBm}}, P_{Rx_{dBm}}$  sont les puissances transmises et reçues en dBm
- $PL_0$  est la puissance de référence en dBm
- $\gamma$  est le coefficient d'atténuation
- $d, d_0$  sont la distance inter-agent et la distance de référence
- $X_g$  est un bruit gaussien



# Ajout de pertes dues aux obstacles (degraded)

$$PL = \begin{cases} PL_0 + 10\gamma \log_{10}\left(\frac{d - d_{obst}}{d_0}\right) & \text{if } d - d_{obst} \geq d_0 \\ + X_g + PL_{obst}(d_{obst}), & \\ PL_0 + PL_{obst}(d_{obst}), & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$PL_{obst}(d_{obst}) = 10\gamma_{obst} \log_{10}(d_{obst}) + K$$

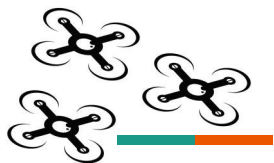


$$N_i = \{j \in \llbracket 1, \dots, N \rrbracket; j \neq i : PL_{ij} \leq P_{threshold}\}$$

$$N_i = \begin{cases} N_i, & \text{if } |N_i| \leq N_{max} \\ N_i^{filtered}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

# Scénarios, Optimisation, et Comparaison des modèles

---



# Comparaison des modèles : environnements

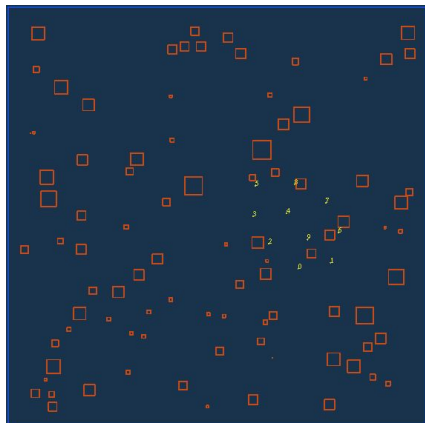
## GENERIC

Nombre d'obstacles : 90

Longueur des obstacles :

$L \sim \mathcal{N}(24, 12)$

Densité : **3,3%**



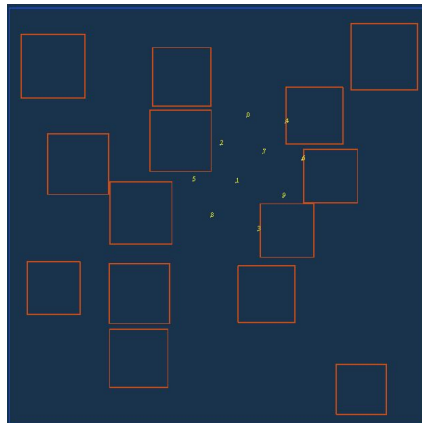
## CITY

Nombre d'obstacles : 15

Longueur des obstacles :

$L \sim \mathcal{N}(200, 20)$

Densité : **36,5%**



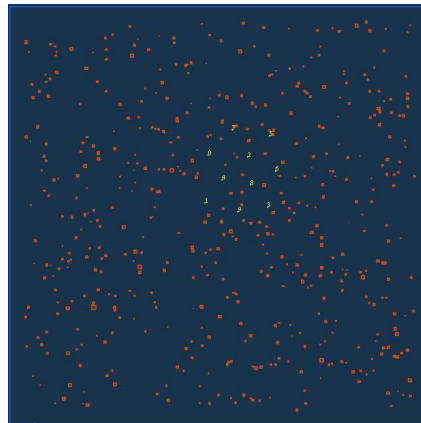
## FOREST

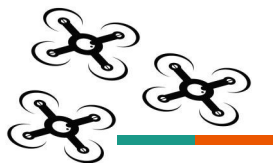
Nombre d'obstacles : 500

Longueur des obstacles :

$L \sim \mathcal{N}(4, 2)$

Densité : **0,7%**





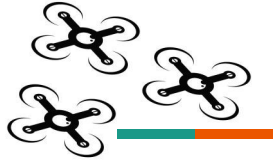
# Mesurer la qualité d'un flocking

Différentes **métriques** sont définies afin de qualifier un flocking :

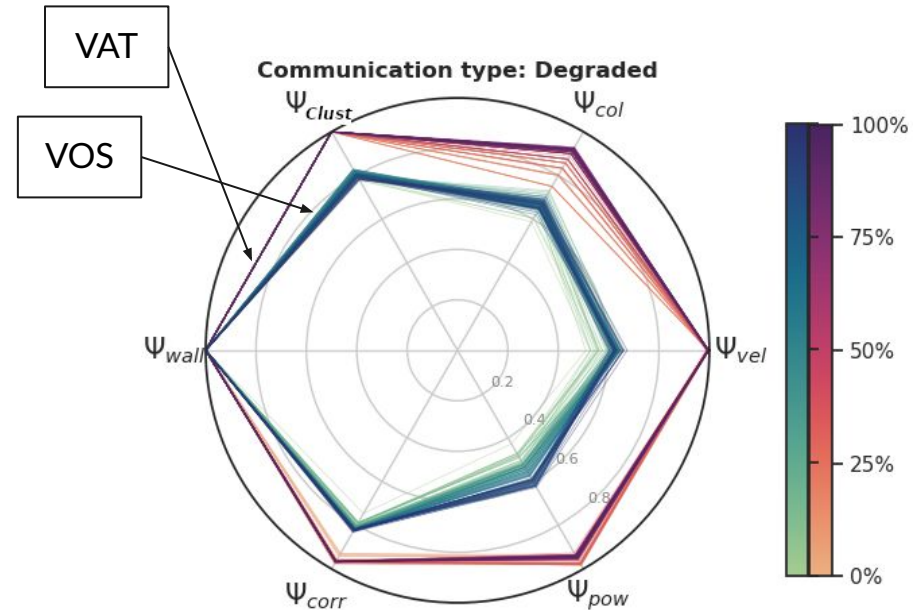
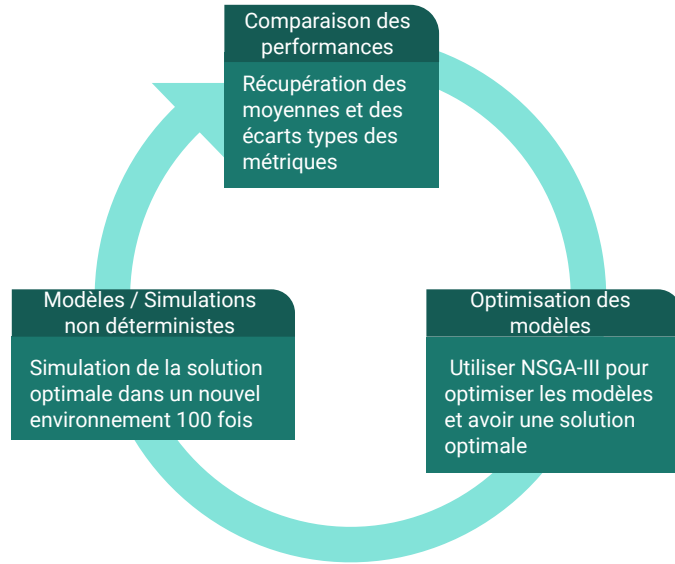
- $\Psi_{vel}$  : Mesure la **vitesse** moyenne de la flotte.
- $\Psi_{col}$  : Mesure le ratio de **collisions** entre deux agents.
- $\Psi_{wall}$  : Mesure le ratio de **collisions** avec des murs (obstacles).
- $\Psi_{clust}$  : Mesure l'ensemble des **agents connectés** à un instant donné.
- $\Psi_{col}$  : Mesure l'**alignement** des agents au sein d'un même cluster.
- $\Psi_{pow}$  : Mesure la moyenne des **puissances reçues** au sein d'un même cluster.

Ces métriques sont basées sur des **paramètres** agissant directement sur la loi de contrôle :

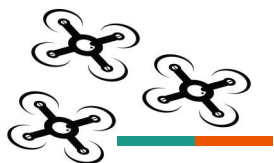
- Distance d'équilibre
- Gain de répulsion
- Gain d'attraction
- Taille du voisinage
- Seuil en accélération
- ...



# Optimisation et comparaison des modèles







# Comparaison des modèles

## FOREST

	Regular			Degraded		
	VA	VAT	VOS	VA	VAT	VOS
Vel	<b>0.975</b>	<b>0.946</b>	0.032	<b>0.975</b>	<b>0.955</b>	0.055
$\sigma$	0.010	0.03	0.052	0.008	0.023	0.063
Col	0.301	<b>1</b>	0.793	0.286	<b>0.961</b>	0.799
$\sigma$	0.429	0.099	0.382	0.429	0.172	0.380
Clust	0.637	<b>0.98</b>	<b>0.923</b>	0.508	<b>0.938</b>	0.868
$\sigma$	0.148	0.085	0.13	0.118	0.121	0.163
Wall	1	1	1	1	1	1
$\sigma$	0	0	0	0	0	0
Corr	0.133	<b>0.712</b>	0.54	0.128	<b>0.698</b>	0.531
$\sigma$	0.068	0.106	0.12	0.06	0.12	0.112
Pow	0.033	0.53	0.517	0	0.045	0.031
$\sigma$	0.049	0.11	0.074	0	0.079	0.066
Dist	132.3	37.9	49.9	132.5	42.11	54.37

## CITY

	Regular			Degraded		
	VA	VAT	VOS	VA	VAT	VOS
Vel	<b>0.999</b>	<b>1</b>	0.484	<b>0.999</b>	<b>1</b>	0.501
$\sigma$	1.1e-05	0	0.095	4.8e-05	0	0.101
Col	0.71	<b>0.999</b>	<b>0.918</b>	0.654	<b>1</b>	0.86
$\sigma$	0.442	0.09	0.264	0.47	0	0.33
Clust	0.671	<b>0.985</b>	<b>0.939</b>	0.54	<b>0.915</b>	<b>0.925</b>
$\sigma$	0.18	0.065	0.142	0.197	0.17	0.165
Wall	1	1	1	1	1	1
$\sigma$	0	0	0	0	0	0
Corr	0.605	<b>0.912</b>	0.886	0.73	<b>0.945</b>	0.894
$\sigma$	0.165	0.067	0.082	0.112	0.04	0.073
Pow	0.512	<b>0.797</b>	0.684	0.335	<b>0.777</b>	0.573
$\sigma$	0.205	0.092	0.073	0.286	0.16	0.204
Dist	82.19	29.4	44.3	86.76	33.8	45.55



# Conclusion et perspectives

Le flocking connaît un grand essor depuis quelques années car il permet de générer un mouvement **décentralisé robuste et stable**. Ses applications restent encore à définir mais parmi celles ci on retrouve les grands thèmes de la dynamique multi-robot :

1. Exploration et Recherche
2. Target Tracking
3. Couverture Spatiale
4. ...