

# Algorithmes Naturels et Systèmes d'Influence

Bernadette Charron-Bost

CNRS, Ecole Polytechnique, France

12 septembre 2013

*Le monde du vivant s'exprime dans le langage des algorithmes*

*Le monde du vivant s'exprime dans le langage des algorithmes*

Pourquoi le ciel est **bleu** ?

vs.

Pourquoi les tomates sont **rouges** ?

Partie I : algorithmes de consensus

Partie II : systèmes d'influence

# Consensus dans un système multiagents

# Consensus dans un système multiagents

- ▶  $N$  agents notés  $1, \dots, N$

# Consensus dans un système multiagents

- ▶  $N$  agents notés  $1, \dots, N$
- ▶ Une horloge globale à tic discret, à valeurs dans  $\mathbb{N}$

# Consensus dans un système multiagents

- ▶  $N$  agents notés  $1, \dots, N$
- ▶ Une horloge globale à tic discret, à valeurs dans  $\mathbb{N}$
- ▶ Une suite infinie de graphes dirigés :  $G_0, G_1, \dots, G_t, \dots$

$$G_t = ([N], E_t)$$



# Consensus dans un système multiagents

- ▶  $N$  agents notés  $1, \dots, N$
- ▶ Une horloge globale à tic discret, à valeurs dans  $\mathbb{N}$
- ▶ Une suite infinie de graphes dirigés :  $G_0, G_1, \dots, G_t, \dots$

$$G_t = ([N], E_t)$$

- ▶ L'état de l'agent  $i$  est capturé par une variable  $x_i$  dont la valeur à l'instant  $t$  est noté  $x_i(t) \in \mathbb{R}^d$

# Consensus dans un système multiagents

- ▶  $N$  agents notés  $1, \dots, N$
- ▶ Une horloge globale à tic discret, à valeurs dans  $\mathbb{N}$
- ▶ Une suite infinie de graphes dirigés :  $G_0, G_1, \dots, G_t, \dots$

$$G_t = ([N], E_t)$$

- ▶ L'état de l'agent  $i$  est capturé par une variable  $x_i$  dont la valeur à l'instant  $t$  est noté  $x_i(t) \in \mathbb{R}^{d=1}$

# Consensus dans un système multiagents

- ▶  $N$  agents notés  $1, \dots, N$
- ▶ Une horloge globale à tic discret, à valeurs dans  $\mathbb{N}$
- ▶ Une suite infinie de graphes dirigés :  $G_0, G_1, \dots, G_t, \dots$

$$G_t = ([N], E_t)$$

- ▶ L'état de l'agent  $i$  est capturé par une variable  $x_i$  dont la valeur à l'instant  $t$  est noté  $x_i(t) \in \mathbb{R}^{d=1}$
- ▶ À chaque instant  $t \geq 1$ , chaque agent  $i$  échange sa valeur avec ses voisins dans  $G_t$  et met à jour  $x_i$  à partir des valeurs dont il vient de prendre connaissance

## Consensus dans un système multiagents (suite)

$$x_i(t+1) = \sum_{j \in \text{Out}_i(G_t)} A_{ij}(t) x_j(t)$$

avec  $\sum_{j \in \text{Out}_i(G_t)} A_{ij}(t) = 1$

## Consensus dans un système multiagents (suite)

$$x_i(t+1) = \sum_{j \in \text{Out}_i(G_t)} A_{ij}(t) x_j(t)$$

avec  $\sum_{j \in \text{Out}_i(G_t)} A_{ij}(t) = 1$  et  $A_{ij}(t) \geq \alpha$

## Consensus dans un système multiagents (suite)

$$x_i(t+1) = \sum_{j \in \text{Out}_i(G_t)} A_{ij}(t) x_j(t)$$

avec  $\sum_{j \in \text{Out}_i(G_t)} A_{ij}(t) = 1$  et  $A_{ij}(t) \geq \alpha$

$$x(t+1) = A(t) x(t)$$

avec  $A$  matrice stochastique à coefficients dans  $\{0\} \cup [\alpha, 1]$

## Consensus dans un système multiagents (suite)

$$x(t+1) = A(t) x(t)$$

avec  $A$  matrice stochastique à coefficients dans  $\{0\} \cup [\alpha, 1]$

$$\rightsquigarrow x_i(t+1) \in [(1-\alpha)m_i(t) + \alpha M_i(t), \alpha m_i(t) + (1-\alpha)M_i(t)]$$

$$\text{avec } \begin{cases} m_i(t) = \min\{x_j(t) : j \in \text{Out}_i(G_t)\} \\ M_i(t) = \max\{x_j(t) : j \in \text{Out}_i(G_t)\} \end{cases}$$

## Objectif :

**Théorème** : L'algorithme EC réalise parmi les agents un consensus asymptotique



## Objectif :

**Théorème** : L'algorithme EC réalise parmi les agents un consensus asymptotique

$$\begin{cases} x(t+1) = P(t) x(0) \\ P(t) = A(t) \dots A(0) \end{cases}$$

## Objectif :

**Théorème** : L'algorithme EC réalise parmi les agents un consensus asymptotique

$$\begin{cases} x(t+1) = P(t) x(0) \\ P(t) = A(t) \dots A(0) \end{cases}$$

**Théorème** : La suite des matrices (stochastiques)  $(P(t))_{t \geq 0}$  converge vers une matrice (stochastique) de rang 1

## Partie I.a : Convergence et consensus

# Hypothèses

- A1: Chaque matrice  $A(t)$  est stochastique
- A2: Pour chaque agent  $i$  et à tout instant  $t$ ,  
 $A_{ii}(t) > 0$
- A3: Les coefficients non nuls des matrices  $A(t)$  sont uniformément bornés inférieurement par un certain  $\alpha > 0$

$$A_{ij}(t) \in \{0\} \cup [\alpha, 1]$$

# Graphe de communication

La matrice  $A(t)$  est une matrice d'adjacence du graphe  $G_t$  :

$$A_{ij}(t) > 0 \text{ ssi } (i,j) \in E_t$$

# Graphe de communication

La matrice  $A(t)$  est une matrice d'adjacence du graphe  $G_t$  :

$$A_{ij}(t) > 0 \text{ ssi } (i,j) \in E_t$$

NB1 : attention au sens des arcs !

# Graphe de communication

La matrice  $A(t)$  est une matrice d'adjacence du graphe  $G_t$  :

$$A_{ij}(t) > 0 \text{ ssi } (i,j) \in E_t$$

NB1 : attention au sens des arcs !

NB2 : L'hypothèse A2 correspond à l'existence d'auto-boucle à chaque nœud

## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius

$\forall t \in \mathbb{N}, A(t) = A$  où  $A$  est ergodique



## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius

$$\forall t \in \mathbb{N}, A(t) = A \text{ où } A \text{ est ergodique}$$

- ▶ Théorème de Wolfowitz

## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius
- ▶ Théorème de Wolfowitz

$$\forall t \in \mathbb{N}, A(t) \in \mathcal{M}$$

où  $\mathcal{M}$  est fini et chaque produit fini de matrices de  $\mathcal{M}$  est ergodique

## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius
- ▶ Théorème de Wolfowitz
- ▶ Modèle d'interactions bornées [Tsitsiklis 84]

$$\forall t \in \mathbb{N}, \quad A(t + \Phi) \cdots A(t) > 0$$

## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius
- ▶ Théorème de Wolfowitz
- ▶ Modèle d'interactions bornées [Tsitsiklis 84]

## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius
- ▶ Théorème de Wolfowitz
- ▶ Modèle d'interactions bornées [Tsitsiklis 84]
- ▶ Modèle coordonné [Cao, Spielman, Morse 05]

$\forall t \in \mathbb{N}, G_t$  est orienté

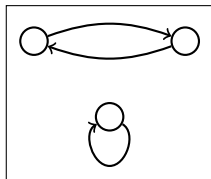
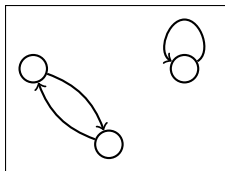
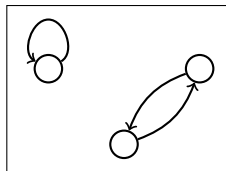
## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius
- ▶ Théorème de Wolfowitz
- ▶ Modèle d'interactions bornées [Tsitsiklis 84]
- ▶ Modèle coordonné [Cao, Spielman, Morse 05]
- ▶ Modèle bidirectionnel connecté [Moreau 05]
  1.  $\forall t \in \mathbb{N}$ ,  $G_t$  est bidirectionnel
  2.  $\forall s \in \mathbb{N}$ ,  $\cup_{t \geq s} G_t$  est fortement connexe

## Des résultats

- ▶ Théorème de Perron-Frobenius
  - ▶ Théorème de Wolfowitz
  - ▶ Modèle d'interactions bornées [Tsitsiklis 84]
  - ▶ Modèle coordonné [Cao, Spielman, Morse 05]
  - ▶ Modèle bidirectionnel connecté [Moreau 05]
  - ▶ Modèle décentralisé [Touri, Nedić 11] et [Hendrickx, Tsitsiklis 11]
    1.  $\forall t \in \mathbb{N}$ ,  $G_t$  est semi-simple
    2.  $\forall s \in \mathbb{N}$ ,  $\cup_{t \geq s} G_t$  est fortement connexe
- ↪ Peut-on se dispenser de la condition 2 de connexité ?

## Le rôle des auto-boucles (A2)

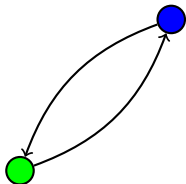




## Le rôle des auto-boucles (A2)



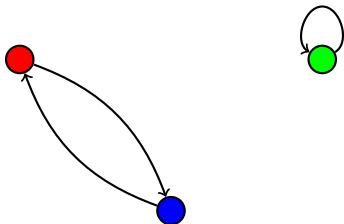
## Le rôle des auto-boucles (A2)



## Le rôle des auto-boucles (A2)



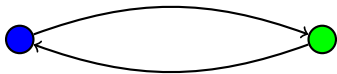
## Le rôle des auto-boucles (A2)



## Le rôle des auto-boucles (A2)



## Le rôle des auto-boucles (A2)



## Le rôle des auto-boucles (A2)



## Partie I.b : Vitesse de convergence



# Vitesse de convergence

## Vitesse de convergence

Un petit calcul dans le cas constant (où  $A(t) = A$ ) :

$$\|x(t) - x^*\|$$

## Vitesse de convergence

Un petit calcul dans le cas constant (où  $A(t) = A$ ) :

$$\|x(t) - x^*\| = \|A^t x(0) - A^\infty x(0)\|$$

## Vitesse de convergence

Un petit calcul dans le cas constant (où  $A(t) = A$ ) :

$$\begin{aligned}\|x(t) - x^*\| &= \|A^t x(0) - A^\infty x(0)\| \\ &\leq \|A^t - A^\infty\| \|x(0)\|\end{aligned}$$

## Vitesse de convergence

Un petit calcul dans le cas constant (où  $A(t) = A$ ) :

$$\begin{aligned}\|x(t) - x^*\| &= \|A^t x(0) - A^\infty x(0)\| \\ &\leq \|A^t - A^\infty\| \|x(0)\| \\ &\leq \|A^t\| \|I - A^\infty\| \|x(0)\|\end{aligned}$$

## Vitesse de convergence

Un petit calcul dans le cas constant (où  $A(t) = A$ ) :

$$\begin{aligned}\|x(t) - x^*\| &= \|A^t x(0) - A^\infty x(0)\| \\ &\leq \|A^t - A^\infty\| \|x(0)\| \\ &\leq \|A^t\| \|I - A^\infty\| \|x(0)\|\end{aligned}$$

**Théorème de Gelfand :**

$$\|A^t\| \sim (\rho_A)^t$$

où  $\rho_A$  est le rayon spectral de la restriction de  $A$  à un supplémentaire de  $\mathbb{R} \mathbf{1}$

# Vitesse de convergence

► **Taux de convergence** :

$$\rho = \sup_{x(0) \notin \mathbb{R}\mathbf{1} \wedge x(0) \in B} (\|x(t) - x^*\|)^{1/t}$$

# Vitesse de convergence

- ▶ **Taux de convergence** :

$$\rho = \sup_{x(0) \notin \mathbb{R}\mathbf{1} \wedge x(0) \in B} (\|x(t) - x^*\|)^{1/t}$$

- ▶ **Temps de convergence** :

$$T(\epsilon) = \inf\{\tau : \forall t \geq \tau, \forall x(o) \in B, \|x(t) - x^*\| \leq \epsilon\}$$



## Le cas constant réversible

## Le cas constant réversible

En particulier :

1.  $G$  est bidirectionnel
2.  $A_{ij} = 1/\delta_i, \forall i \in [N], \forall j \in N_i$

## Le cas constant réversible

En particulier :

1.  $G$  est bidirectionnel
2.  $A_{ij} = 1/\delta_i, \forall i \in [N], \forall j \in N_i$

**Théorème** [Olshevsky, Tsitsiklis 11] :

Si  $\lambda_1 = 1 > \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$  sont les valeurs propres de  $A$ , alors

$$\rho = \max(|\lambda_2|, |\lambda_N|) \text{ et } T_N(\epsilon) = \Omega(N^3 \log(\frac{N}{\epsilon}))$$

# Le cas général

Deux problèmes :

1.  $A(t)$  non réversible, non constant

## Le cas général

Deux problèmes :

1.  $A(t)$  non réversible, non constant
2. Paliers de longueur arbitraires où il n'y a pas de progression

$$A(t) = \dots = A(t + \theta) = I$$

# Le cas général

Deux problèmes :

1.  $A(t)$  non réversible, non constant
2. Paliers de longueur arbitraires où il n'y a pas de progression

$$A(t) = \dots = A(t + \theta) = I$$

[Chazelle 11] : Pour chaque  $x(0) \in B$ ,

$$E(s) = \sum_{t \geq 0} \sum_{(i,j) \in E_t} |x_i(t) - x_j(t)|^s$$

## Le cas général

**Théorème [Chazelle 11]** : L'énergie pour l'algorithme EC dans un système bidirectionnel avec  $N$  agents et un état initial  $x(0) \in B$  vérifie

$$E(s) \leq \begin{cases} \alpha^{-O(N)} & \text{si } s = 1 \\ s^{1-N} \alpha^{-N^2+O(1)} & \text{si } 0 < s < 1 \end{cases}$$

## Le cas général

**Théorème [Chazelle 11]** : L'énergie pour l'algorithme EC dans un système bidirectionnel avec  $N$  agents et un état initial  $x(0) \in B$  vérifie

$$E(s) \leq \begin{cases} \alpha^{-O(N)} & \text{si } s = 1 \\ s^{1-N} \alpha^{-N^2+O(1)} & \text{si } 0 < s < 1 \end{cases}$$

**Corollaire [Chazelle 11]** : Le nombre de pas  $\epsilon$ -significatif de l'algorithme EC dans un système bidirectionnel avec  $N$  agents et un état initial  $x(0) \in B$  vérifie

$$T_N^*(\epsilon) \leq \frac{1}{N} \alpha^{1-N}$$

et cette borne est optimale



## Le cas général

**Théorème [Chazelle 11]** : L'énergie pour l'algorithme EC dans un système bidirectionnel avec  $N$  agents et un état initial  $x(0) \in B$  vérifie

$$E(s) \leq \begin{cases} \alpha^{-O(N)} & \text{si } s = 1 \\ s^{1-N} \alpha^{-N^2+O(1)} & \text{si } 0 < s < 1 \end{cases}$$

## Le cas général

**Théorème [Chazelle 11]** : L'énergie pour l'algorithme EC dans un système bidirectionnel avec  $N$  agents et un état initial  $x(0) \in B$  vérifie

$$E(s) \leq \begin{cases} \alpha^{-O(N)} & \text{si } s = 1 \\ s^{1-N} \alpha^{-N^2+O(1)} & \text{si } 0 < s < 1 \end{cases}$$

$\rightsquigarrow$  Notion de **preuve algorithmique** ( $s = 1$ )

## Une preuve algorithmique élémentaire

$$\mu \neq \mu_{OPT} \equiv \exists i \in [6], \exists j \in [7] : j > i \wedge \mu_i \neq M_i \wedge \mu_j \neq 0$$

## Une preuve algorithmique élémentaire

**FOR**  $i = 1$  to 6 **DO**

**IF**  $\mu_i \neq M_i$  **THEN**

$j \leftarrow i + 1$

**WHILE**  $j \leq 7$  **DO**

**IF**  $\mu_i + \mu_j \leq M_i$  **THEN**

$(\mu_i, \mu_j, j) \leftarrow (\mu_i + \mu_j, 0, j + 1)$

**ELSE**  $(\mu_i, \mu_j, j) \leftarrow (M_i, \mu_j - M_i + \mu_i, 8)$

# Une preuve algorithmique élémentaire

- ▶ Nombre fini d'itérations (  $\leq 21$  )

# Une preuve algorithmique élémentaire

- ▶ Nombre fini d'itérations (  $\leq 21$  )
- ▶ À chaque itération, la rentabilité augmente

# Une preuve algorithmique élémentaire

- ▶ Nombre fini d'itérations (  $\leq 21$  )
- ▶ À chaque itération, la rentabilité augmente
- ▶ L'algorithme se termine avec  $\mu = \mu_{OPT}$

# Une preuve algorithmique élémentaire

- ▶ Nombre fini d'itérations (  $\leq 21$  )
- ▶ À chaque itération, la rentabilité augmente
- ▶ L'algorithme se termine avec  $\mu = \mu_{OPT}$

C.Q.F.D.



## Partie II : Systèmes d'influence

# Systèmes d'influence

- ▶ **algorithme de communication**: chaque agent détermine ses voisins sortants (ceux dont il veut dépendre)

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow N_i^+(x)$$

# Systèmes d'influence

- ▶ **algorithme de communication**: chaque agent détermine ses voisins sortants (ceux dont il veut dépendre)

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow N_i^+(x)$$

- ▶  $(N_i^+(x))_{i=1\dots N} \rightsquigarrow G(x) = ([N], E(x))$  (système **endogène**)

# Systèmes d'influence

- ▶ **algorithme de communication**: chaque agent détermine ses voisins sortants (ceux dont il veut dépendre)

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow N_i^+(x)$$

- ▶  $(N_i^+(x))_{i=1\dots N} \rightsquigarrow G(x) = ([N], E(x))$  (système **endogène**)
- ▶ algorithme **distribué**, éventuellement compliqué qui s'exprime en logique du 1<sup>er</sup> ordre

# Systèmes d'influence

- ▶ **un algorithme de communication:**

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow G(x)$$

# Systèmes d'influence

- ▶ **un algorithme de communication:**

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow G(x)$$

- ▶ **une action:** chaque agent effectue une action **locale** qui ne dépend que de l'état de ses voisins sortants

$$f_i : x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow f_i(x_1, \dots, x_j, \dots, x_k, \dots, x_k, \dots, x_N)$$

$$\text{où } N_i^+(x) = \{j, i, k\}$$

# Systèmes d'influence

- ▶ **un algorithme de communication:**

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow G(x)$$

- ▶ **une action:** chaque agent effectue une action **locale** qui ne dépend que de l'état de ses voisins sortants

$$f_i : x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow f_i(x_1, \dots, x_j, \dots, x_k, \dots, x_k, \dots, x_N)$$

$$\text{où } N_i^+(x) = \{j, i, k\}$$

- ▶ toutes les fonctions  $f_i$  peuvent être différentes ( $\neq$  physique)

# Systèmes d'influence

- ▶ **un algorithme de communication:**

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow G(x)$$

- ▶ **une action:** chaque agent effectue une action **locale** qui ne dépend que de l'état de ses voisins sortants

$$f_i : x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow f_i(x_1, \dots, x_j, \dots, x_k, \dots, x_k, \dots, x_N)$$

où  $N_i^+(x) = \{j, i, k\}$

- ▶ toutes les fonctions  $f_i$  peuvent être différentes ( $\neq$  physique)
- ▶ algorithmes généralement très simples



# Systèmes d'influence

- ▶ **un algorithme de communication:**

$$x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow G(x)$$

- ▶ **une action:** chaque agent effectue une action **locale** qui ne dépend que de l'état de ses voisins sortants

$$f_i : x \in (\mathbb{R}^d)^N \longrightarrow f_i(x_1, \dots, x_j, \dots, x_k, \dots, x_k, \dots, x_N)$$

où  $N_i^+(x) = \{j, i, k\}$

- ▶ toutes les fonctions  $f_i$  peuvent être différentes ( $\neq$  physique)
- ▶ algorithmes généralement très simples

$\rightsquigarrow$  **systèmes diffusifs** : chaque  $f_i$  est une combinaison linéaire convexe

## Le modèle (diffusif) de Hegselmann-Krause

*“Nous sommes principalement influencés par nos semblables”*

[French, de Groot, Lehrer, Wagner, Cohen, Friedkin, Johnsen, Weisbuch, Dittmer, Hegselmann, Krause]

## Le modèle (diffusif) de Hegselmann-Krause

*“Nous sommes principalement influencés par nos semblables”*

[French, de Groot, Lehrer, Wagner, Cohen, Friedkin, Johnsen, Weisbuch, Dittmer, Hegselmann, Krause]

Formellement,

$$j \in N_i^+(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

# Le modèle (diffusif) de Hegselmann-Krause

*“Nous sommes principalement influencés par nos semblables”*

[French, de Groot, Lehrer, Wagner, Cohen, Friedkin, Johnsen, Weisbuch, Dittmer, Hegselmann, Krause]

Formellement,

$$j \in N_i^+(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

$\rightsquigarrow$  tous les graphes de communication sont **bidirectionnels**

# Le modèle (diffusif) de Hegselmann-Krause

*“Nous sommes principalement influencés par nos semblables”*

[French, de Groot, Lehrer, Wagner, Cohen, Friedkin, Johnsen, Weisbuch, Dittmer, Hegselmann, Krause]

Formellement,

$$j \in N_i^+(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

$\rightsquigarrow$  tous les graphes de communication sont **bidirectionnels**

**Théorème [Blondel, Hendrickx, Tsitsiklis 09]** : Le modèle HK converge vers  $x^*$  en temps fini. De plus, ou bien  $x_i^* = x_j^*$  ou bien  $|x_i^* - x_j^*| \geq r$

# Flocking

# Flocking

- ▶ algorithme de communication : celui du modèle HK

$$(i, j) \in E(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

# Flocking

- ▶ algorithme de communication : celui du modèle HK

$$(i, j) \in E(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

- ▶ action : chaque oiseau aligne sa vitesse sur ses voisins



# Flocking

- ▶ algorithme de communication : celui du modèle HK

$$(i, j) \in E(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

- ▶ action : chaque oiseau aligne sa vitesse sur ses voisins

$$\begin{cases} z(t+1) & = z(t) + v(t) \\ v(t+1) & = P(t) v(t) \end{cases}$$

# Flocking

- ▶ algorithme de communication : celui du modèle HK

$$(i, j) \in E(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

- ▶ action : chaque oiseau aligne sa vitesse sur ses voisins

$$\begin{cases} z(t+1) &= z(t) + v(t) \\ v(t+1) &= P(t) v(t) \end{cases}$$

↪ système **non diffusif**

# Flocking

- ▶ algorithme de communication : celui du modèle HK

$$(i, j) \in E(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

- ▶ action : chaque oiseau aligne sa vitesse sur ses voisins

$$\begin{cases} z(t+1) &= z(t) + v(t) \\ v(t+1) &= P(t)v(t) \end{cases}$$

**[Vicsek, Cucker, Smale]**

# Flocking

- ▶ algorithme de communication : celui du modèle HK

$$(i, j) \in E(x) \Leftrightarrow |x_i - x_j| < r$$

- ▶ action : chaque oiseau aligne sa vitesse sur ses voisins

$$\begin{cases} z(t+1) &= z(t) + v(t) \\ v(t+1) &= P(t)v(t) \end{cases}$$

**[Vicsek, Cucker, Smale]**

**Théorèmes [Cucker, Smale 07], [Chazelle 09]** : Énoncé de conditions sous lesquelles le système réalise un consensus asymptotique parmi les agents

# Systèmes d'influence

## Exemples :

1. modèle HK
2. Flocking
3. Chimiotaxie, modèle d'Ising, réseaux neuronaux, dynamique des population, ...

# Systèmes d'influence

## Exemples :

1. modèle HK
2. Flocking
3. Chimiotaxie, modèle d'Ising, réseaux neuronaux, dynamique des population, ...

**Théorème [Chazelle 13] :** Les systèmes diffusifs sont presque sûrement asymptotiquement périodiques

Merci !