

# Surveillance Distribuée de Systèmes Multi-agents

UPJV, Département EEA

Master 2 3EA, EC53

UE alternants

**Fabio MORBIDI**

Laboratoire MIS

Équipe Perception Robotique

[fabio.morbidi@u-picardie.fr](mailto:fabio.morbidi@u-picardie.fr)

Mardi, Mercredi et Jeudi

13h30-16h00 (CM et TD salle CURI 305)

13h30-17h30 (TP salle CURI 305)

**AU 2022-2023**



# Ch. 3: Estimation distribuée

• Introduction à la théorie des graphes

**Partie 1**

• Protocole de consensus

**Partie 2**

• Dynamic average consensus estimators

**Partie 3**

• Méthode des moindres carrés distribuée

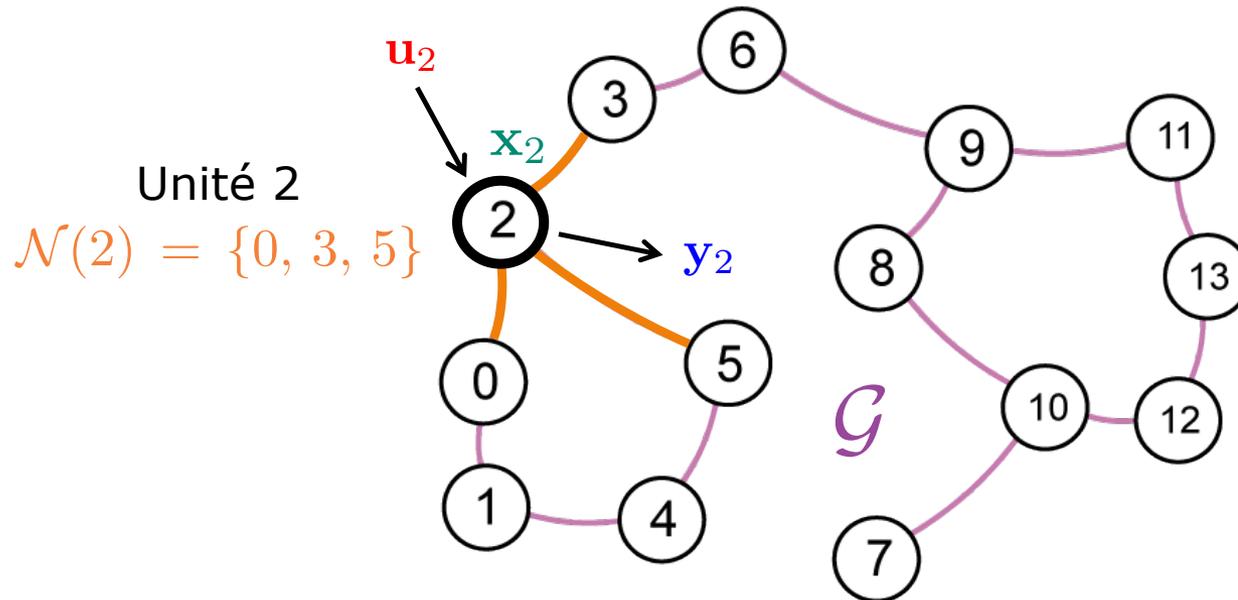
**Partie 4**

• Filtre de Kalman distribué

**Partie 5**

# Estimation distribuée : introduction

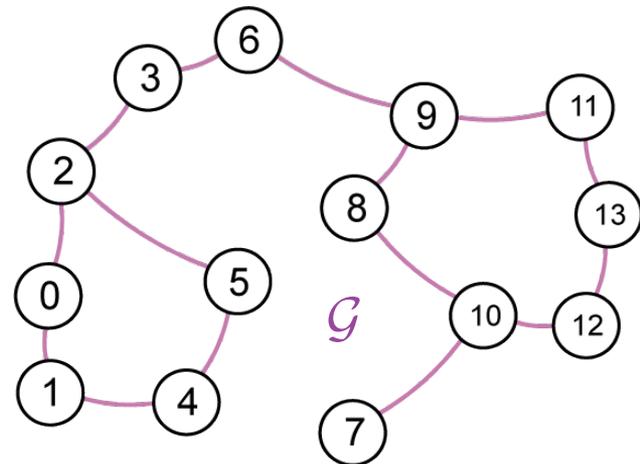
- $n$  unités (ou agents) dynamiques en réseau (graphe  $\mathcal{G}$ )
- L'unité  $i$  a une entrée  $u_i$ , une sortie  $y_i$  et un état local  $x_i$
- L'unité  $i$  communique *uniquement* avec ses voisins  $j \in \mathcal{N}(i)$



**Objectif** : chaque unité doit estimer une ou plusieurs “*variables globales*” du système en réseau

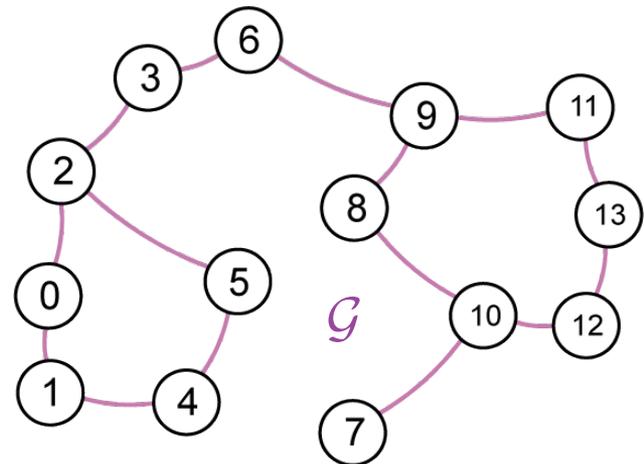
# Estimation distribuée : introduction

- Le **protocole de consensus** peut être utilisé dans de nombreux *problèmes d'estimation distribuée*
- En particulier, nous étudierons les estimateurs suivants:
  1. *Dynamic average consensus estimators* ("estimateurs basés sur le consensus dynamique en moyenne")
  2. *Méthode des moindres carrés distribuée*
  3. *Filtre de Kalman distribué*



# Estimation distribuée : introduction

- Le **protocole de consensus** peut être utilisé dans de nombreux *problèmes d'estimation distribuée*
- En particulier, nous étudierons les estimateurs suivants:
  1. **Dynamic average consensus estimators** ("estimateurs basés sur le consensus dynamique en moyenne")
  2. *Méthode des moindres carrés distribuée*
  3. *Filtre de Kalman distribué*



# Dynamic average consensus estimators

Nous avons vu que si le graphe non orienté  $\mathcal{G}$  est *connexe*, alors l'état  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  du **protocole de consensus**,

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = -\mathbf{L}(\mathcal{G}) \mathbf{x}(t)$$

converge vers la moyenne des états initiaux  $\mathbf{x}_0 = [x_{0,1}, \dots, x_{0,n}]^T$  c'est-à-dire:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{x}(t) = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{x}_0}{n} \mathbf{1} = \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{0,i} \right] \mathbf{1}$$

où  $\mathbf{L}$  est la matrice laplacienne du graphe et  $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T$ .

---

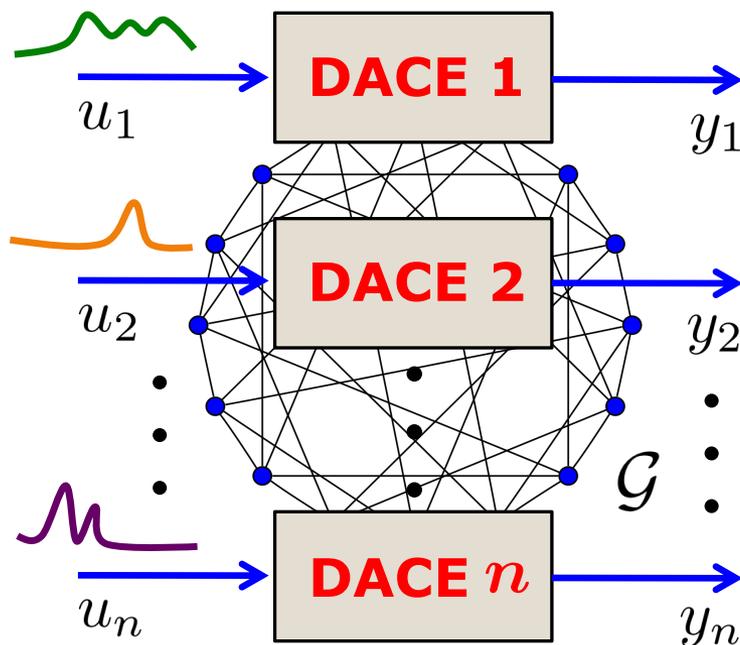
Ce problème de consensus en moyenne est parfois appelé **statique**, car il incorpore uniquement la donnée initiale *constante*  $\mathbf{x}_0$

## **Objectif:**

Concevoir un protocole (estimateur) distribué capable de **suivre la moyenne d'entrées variables dans le temps**

# Dynamic average consensus estimators

- Les “Dynamic Average Consensus Estimators” (DACE) généralisent les *protocoles statiques de consensus* au cas d'**entrées variables**
- Ces estimateurs permettent à chaque sommet du réseau de suivre (approximativement) la *moyenne des entrées variables*  $u_1(t), \dots, u_n(t)$  des  $n$  nœuds, en utilisant uniquement l'information locale



Idéalement, nous voudrions que la sortie  $y_i$  de chaque nœud  $i \in \{1, \dots, n\}$  satisfasse la propriété suivante:

$$y_i(t) \rightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_i(t) \text{ lorsque } t \rightarrow \infty$$

ou, sous forme matricielle:

$$\mathbf{y}(t) \rightarrow \frac{\mathbf{1}\mathbf{1}^T}{n} \mathbf{u}(t) \text{ lorsque } t \rightarrow \infty$$

**Remarque:** pour simplifier la notation, on fera l'hypothèse que les entrées  $u_i$  et les sorties  $y_i$  sont des *scalaires*

# Dynamic average consensus estimators

- On analysera **deux familles** importantes de DACE:
  1. DACE *passé-haut* (ou *proportionnel*)
  2. DACE *proportionnel-intégral* (PI)

# Dynamic average consensus estimators

## 1. DACE passe-haut

$$\begin{cases} \dot{x}_i = -\gamma x_i - K_P \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} (y_i - y_j), \\ y_i = x_i + u_i, \end{cases} \quad i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

avec

- $u_i$  entrée de l'agent  $i$
- $y_i$  estimé de l'agent  $i$  de la moyenne des entrées de tous les agents
- $x_i$  état de l'estimateur de l'agent  $i$
- $K_P > 0$  gain de l'estimateur
- $\gamma \geq 0$  *forgetting factor* (ou "facteur d'oubli"): ce paramètre règle le taux avec lequel la nouvelle information remplace l'ancienne information dans le processus dynamique de calcul de la moyenne

# Dynamic average consensus estimators

## 1. DACE passe-haut

On peut récrire de façon compacte les  $n$  estimateurs, comme suit:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= -(\gamma \mathbf{I}_n + K_P \mathbf{L}) \mathbf{x} - \underbrace{K_P \mathbf{L}}_{\mathbf{B} \text{ (matrice d'entrée)}} \mathbf{u}, \\ \mathbf{y} &= \mathbf{x} + \mathbf{u},\end{aligned}$$

avec  $\mathbf{x} \triangleq [x_1, \dots, x_n]^T$ ,  $\mathbf{u} \triangleq [u_1, \dots, u_n]^T$  et  $\mathbf{y} \triangleq [y_1, \dots, y_n]^T$ .

### Remarques:

- Cet estimateur est appelé *passe-haut*, car le système LTI entre les entrées  $u_i$  et les sorties  $y_i$ , est un *filtre passe-haut* avec un gain unitaire à haute fréquence
- L'estimateur **n'est pas robuste** au bruit et aux erreurs d'initialisation, et il a une **erreur en régime permanent** avec des *entrées constantes*

Pour plus de détails, voir:

- "Dynamic Consensus for Mobile Networks", D.P. Spanos, R. Olfati-Saber, R.M. Murray, in Proc. 16th IFAC World Congress, 2005
- "Multi-Agent Coordination by Decentralized Estimation and Control", P. Yang, R.A. Freeman, K.M. Lynch, IEEE Trans. Autom. Contr., vol. 53, n. 11, pp. 2480-2496, 2008

# Dynamic average consensus estimators

## 1. DACE passe-haut

Définissons la *dynamique de l'erreur* suivante:

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{y}(t) - \frac{\mathbf{1}\mathbf{1}^T}{n} \mathbf{u}(t)$$

← Vecteur des "vraies" moyennes de toutes les entrées  $u_1, \dots, u_n$

et supposons que l'entrée *varie lentement*, à savoir il existe un  $\delta > 0$  tel que:

$$\|\gamma \mathbf{u}(t) + \dot{\mathbf{u}}(t)\| \leq \delta, \quad \forall t \geq 0.$$

### Proposition:

Soit  $\mathcal{G}$  un graphe connexe. Si l'entrée  $\mathbf{u}(t)$  varie lentement selon la condition précédente, alors nous avons la borne suivante sur l'erreur  $\mathbf{e}(t)$ :

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{e}(t)\| \leq \frac{\delta \sqrt{2}}{\gamma + \epsilon},$$

pour quelque  $\epsilon > 0$ .

# Dynamic average consensus estimators

## 2. DACE proportionnel-intégral

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}_i = \gamma(u_i - x_i) - K_P \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} (x_i - x_j) + K_I \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} (z_i - z_j), \\ \dot{z}_i = -K_I \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} (x_i - x_j), \\ y_i = x_i, \end{array} \right. \quad i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

avec

- $u_i$  entrée de l'agent  $i$
- $y_i = x_i$  estimé de l'agent  $i$  de la moyenne des entrées de tous les agents
- $z_i$  état interne de l'estimateur de l'agent  $i$
- $K_P, K_I > 0$  gain proportionnel et gain intégral de l'estimateur
- $\gamma > 0$  forgetting factor (**Attention:**  $\gamma = 0$  n'est plus autorisé, car maintenant ce paramètre a un impact direct sur la valeur d'entrée  $u_i$  de l'estimateur, voir la 1<sup>re</sup> équation)

# Dynamic average consensus estimators

## 2. DACE proportionnel-intégral

$$\begin{cases} \dot{x}_i = \gamma(u_i - x_i) - K_P \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} (x_i - x_j) + K_I \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} (z_i - z_j), \\ \dot{z}_i = -K_I \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} (x_i - x_j), \\ y_i = x_i \end{cases} \quad i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

### Remarques:

- Cet estimateur est appelé *proportionnel-intégral* (PI) à cause de la présence de l'intégral  $z_i$  de la différence entre les estimés locaux  $x_i$  et  $x_j$  (voir la 2<sup>e</sup> équation)
- Contrairement à l'estimateur passe-haut, dans l'estimateur PI il n'y a pas un *lien direct* entre l'entrée  $u_i$  et la sortie  $y_i$ : par conséquent, il peut filtrer plus efficacement les bruits à *haute fréquence* (en d'autres termes, l'estimateur PI a un filtre stable entre l'entrée bruitée et la sortie)

# Dynamic average consensus estimators

## 2. DACE proportionnel-intégral

On peut récrire de façon compacte les  $n$  estimateurs PI, comme suit:

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}} \\ \dot{\mathbf{z}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\gamma \mathbf{I}_n - K_P \mathbf{L} & K_I \mathbf{L} \\ -K_I \mathbf{L} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{z} \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \gamma \mathbf{I}_n \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}} \mathbf{u},$$

$\mathbf{y} = \mathbf{x},$

où

(matrice  
d'entrée)

$$\mathbf{x} \triangleq [x_1, \dots, x_n]^T, \quad \mathbf{z} \triangleq [z_1, \dots, z_n]^T,$$

$$\mathbf{u} \triangleq [u_1, \dots, u_n]^T, \quad \mathbf{y} \triangleq [y_1, \dots, y_n]^T,$$

sont des vecteurs à  $n$  dimensions

# Dynamic average consensus estimators

## 2. DACE proportionnel-intégral

**Théorème** (Résultat principal):

Soit  $\mathcal{G}$  un graphe connexe avec  $n$  sommets et supposons que chaque agent  $i$  met en œuvre un estimateur PI avec paramètres  $K_P, K_I, \gamma > 0$ .

Alors, pour tout ensemble **constant d'entrées**  $\mathbf{u}$  et pour tous les états initiaux  $\mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0, \mathbf{z}(t_0) = \mathbf{z}_0$ , les états  $\mathbf{x}(t), \mathbf{z}(t)$  des estimateurs PI convergent asymptotiquement vers des vecteurs constants et l'erreur

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{x}(t) - \frac{\mathbf{1}\mathbf{1}^T}{n} \mathbf{u}(t),$$

converge exponentiellement vers zéro lorsque  $t \rightarrow \infty$ .

# Dynamic average consensus estimators

## 2. DACE proportionnel-intégral

### Remarque:

- L'ensemble des  $n$  estimateurs PI est **input-to-state stable** (ISS), à l'exclusion d'un seul état scalaire *non controllable* et *non observable* (qui reste constant)
- Par conséquent, même si les entrées  $u_1(t), \dots, u_n(t)$  *varient de façon arbitrairement rapide*, tant que le réseau reste connexe et que  $K_P, K_I, \gamma > 0$ , une borne sur  $\|\mathbf{u}(t)\|$  implique une borne sur la norme de l'erreur  $\|\mathbf{e}(t)\|$ .

Pour plus de détails, voir:

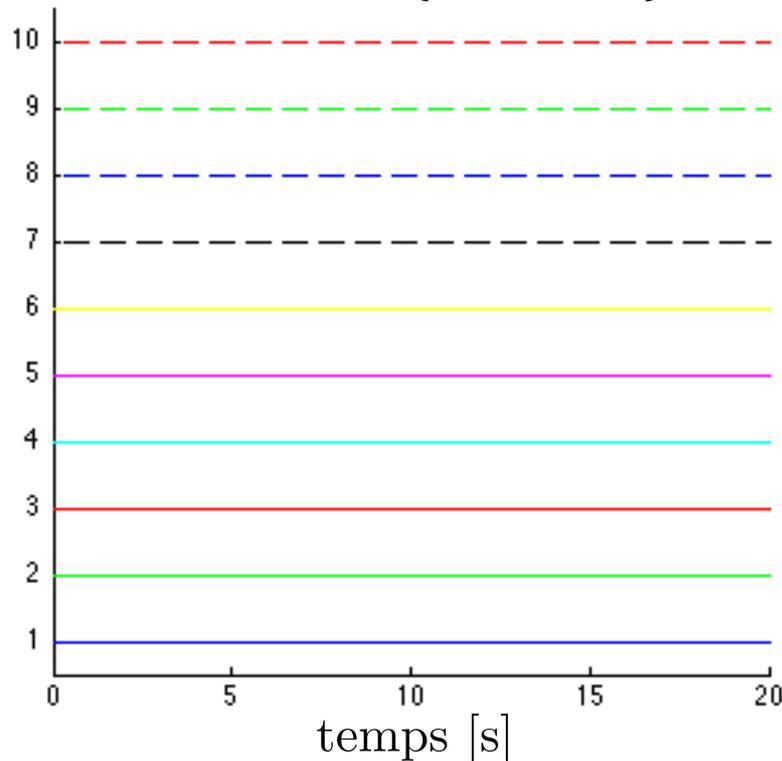
“Decentralized Environmental Modeling by Mobile Sensor Networks”,  
K.M. Lynch, I.B. Schwartz, P. Yang, R.A. Freeman, IEEE Trans. Robotics,  
vol. 24, n. 3, pp. 710-724, 2008

# Dynamic average consensus estimators

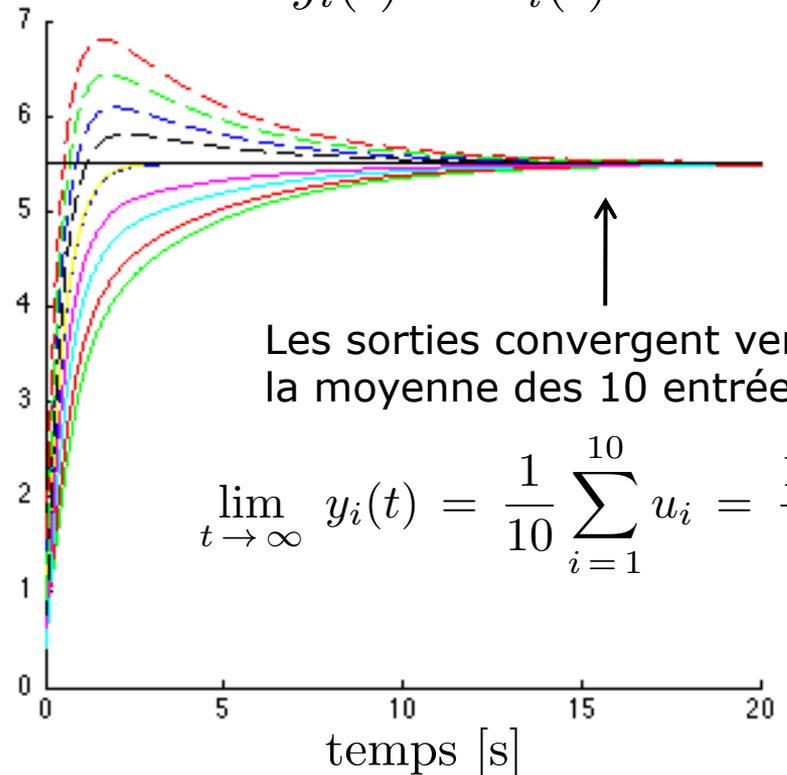
**Exemple** (10 agents, graphe étoile  $S_{10}$ ,  $\gamma = 2$ ,  $K_P = 2$ ,  $K_I = 1$ )

Entrées constantes:

$$u_i = i \in \{1, \dots, 10\}$$



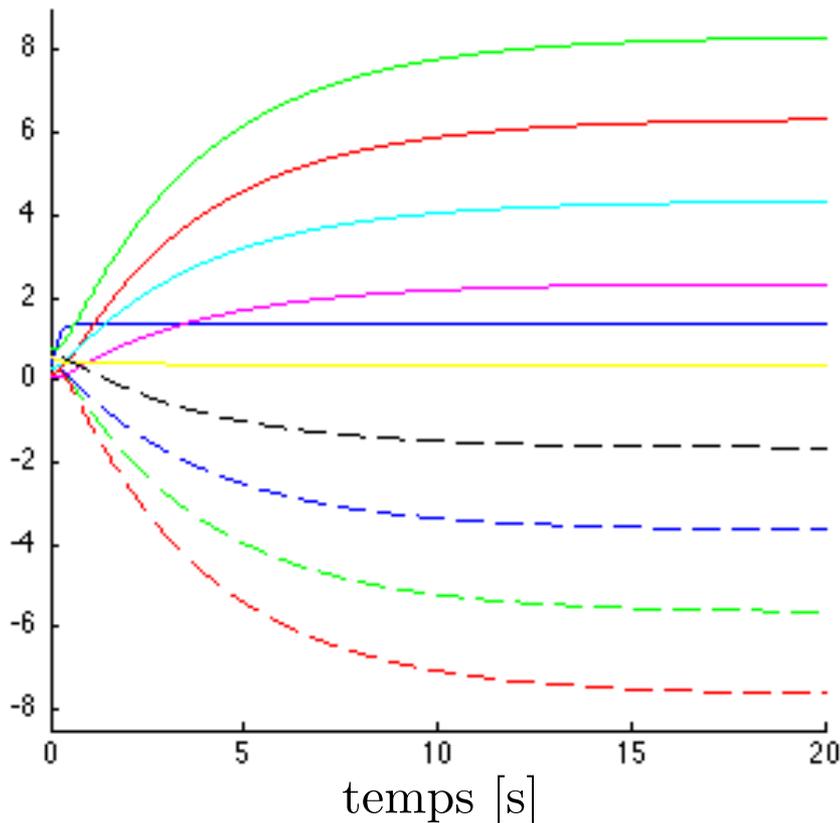
$$y_i(t) = x_i(t)$$



# Dynamic average consensus estimators

**Exemple** (10 agents, graphe étoile  $S_{10}$ ,  $\gamma = 2$ ,  $K_P = 2$ ,  $K_I = 1$ )

$$z_i(t), \in \{1, \dots, 10\}$$



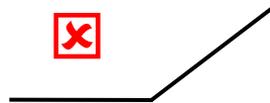
Les états internes  $z_i(t)$  des estimateurs PI convergent aussi vers des valeurs constantes

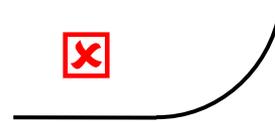
TD3, ex. III  
Fichiers Matlab:  
DACE\_P.m  
DACE\_PI.m

# Dynamic average consensus estimators

- Est-ce possible de concevoir des estimateurs distribués qui permettent de suivre la moyenne d'**entrées non constantes** (par ex. rampes, sinusoides, etc.) avec une **erreur zéro** en régime permanent ?

$u_i$  

- Oui, c'est possible, si on "incorpore" le modèle du signal d'entrée directement dans l'estimateur en utilisant le *Principe du Modèle Interne* [Francis & Wonham, 1976]

**Inconvénient** : La nature des signaux d'entrée doit être connue *au préalable* !

Pour plus de détails, voir:

- "Robust dynamic average consensus of time-varying inputs", H. Bai, R.A. Freeman, K.M. Lynch, in Proc. 49th IEEE Conf. Decision and Control, pp. 3104-3109, 2010
- "Tutorial on Dynamic Average Consensus: The Problem, Its Applications, and the Algorithms", S.S. Kia, B. Van Scoy, J. Cortés, R.A. Freeman, K.M. Lynch, S. Martinez, IEEE Control Systems Magazine, vol. 39, n. 3, pp. 40-72, 2019