

Groupe ISIS: Quelques lignes de travail sur l'application de techniques d'Intelligence Informatique

Gonzalo Joya Caparrós

Departamento de Tecnología Electrónica

Universidad de Málaga

2015



0. Brève Présentation

1. Réseaux d'Hopfield pour l'estimation de paramètres d'un système épidémiologique

- La modélisation et l'estimation de paramètres de VIH-SIDA et Dengue à Cuba

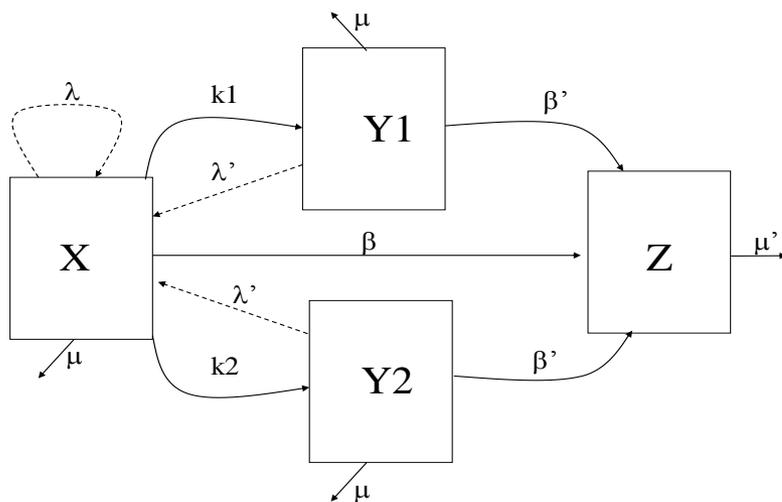
2. La Logique Floue pour le contrôle et l'aide à la décision

- Un système de contrôle des variables climatiques dans une culture sous serre

3. Modelage et estimation de paramètres d'un procès de lutte intégrée contre des ravageurs

Notre problème: La modélisation et l'estimation de paramètres de VIH-SIDA et Dengue à Cuba

A. Modèle orienté a la détection de personnes infectés VIH



$$\frac{dX}{dt} = (\lambda - k_1 - \beta - \mu)X + \lambda'(Y_1 + Y_2) - k_2 \frac{X(Y_1 + Y_2)}{X + Y_1 + Y_2}$$

$$\frac{dY_1}{dt} = -(\beta' + \mu)Y_1 + k_1 X$$

$$\frac{dY_2}{dt} = (\beta' + \mu)Y_2 + k_2 \frac{X(Y_1 + Y_2)}{X + Y_1 + Y_2}$$

$$\frac{dZ}{dt} = \beta X + \beta'(Y_1 + Y_2) + \mu' Z$$

Paramètres d'intérêt: k_1 et k_2

Les taux de détection systématique et détection par « contact tracing »

Notre problème: La modélisation et l'estimation de paramètres de
VIH-SIDA et Dengue à Cuba

B. Modèle d'une épidémie de dengue

$$\frac{dS}{dt} = -\beta(t) \frac{S(t)}{N} \sum_{\tau=t_1}^{\tau=t_2} I(t-\tau) e^{-\mu_M \tau} + b N(t) - \mu_H S(t)$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta(t) \frac{S(t)}{N} \sum_{\tau=t_1}^{\tau=t_2} I(t-\tau) e^{-\mu_M \tau} - r I(t) - \mu_H I(t)$$

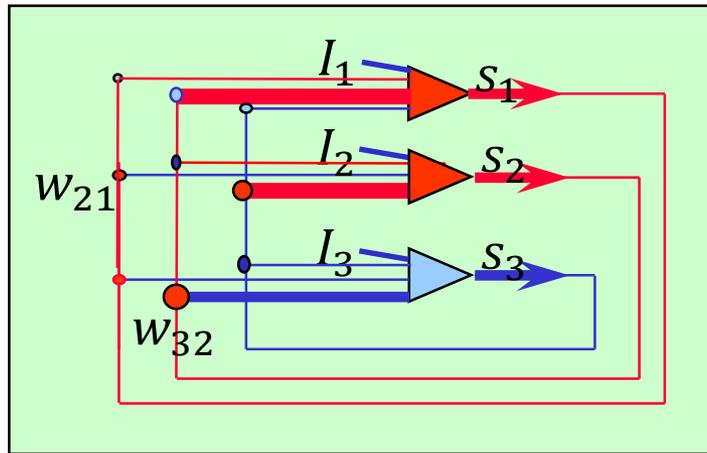
$$\frac{dR}{dt} = r I(t) - \mu_H R(t)$$

Modèle basé en Equations Différenciables avec de Retards

Paramètre d'intérêt: β

Le taux d'infection « d'personne a personne »

Notre outil: Les Réseaux de Neurones Récurrents d'Hopfield



PROBLÈME D'OPTIMISATION

Fonction à optimiser

$$F(\mathbf{x}) = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j t_{ij} x_i x_j + \sum_i b_i x_i$$

Réseau d'Hopfield

$$w_{ij} = t_{ij}$$

$$I_i = b_i$$

$$s_i = x_i$$

Dynamique

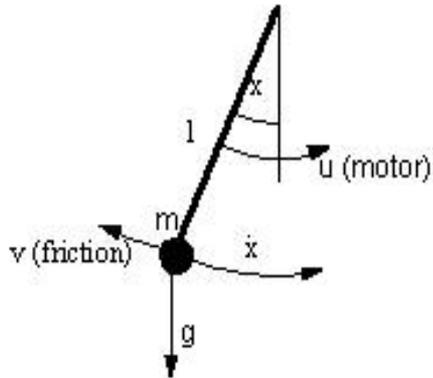
$$\frac{d p_i}{d t} = \sum_j w_{ij} s_j - I_i$$

Fonction d'Activation

$$s_i = \tanh(p_i / \beta)$$

Fonction d'Energie

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} s_i s_j + \sum_i I_i s_i = -\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \mathbf{W} \mathbf{s} + \mathbf{s}^T \mathbf{I}$$



$$y = \ddot{x} = -\frac{g}{l} \sin x - \frac{v}{ml^2} \dot{x} + \frac{1}{ml^2} u$$

$$\theta = \left(-\frac{g}{l}, -\frac{v}{ml^2}, \frac{1}{ml^2} \right)^T$$

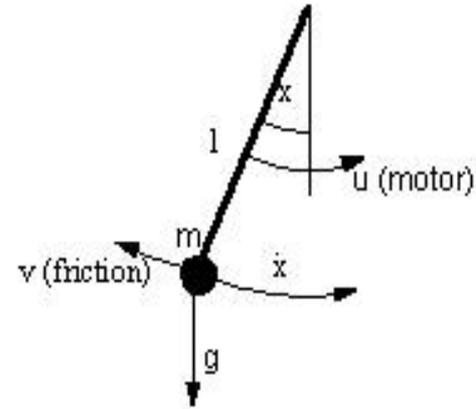
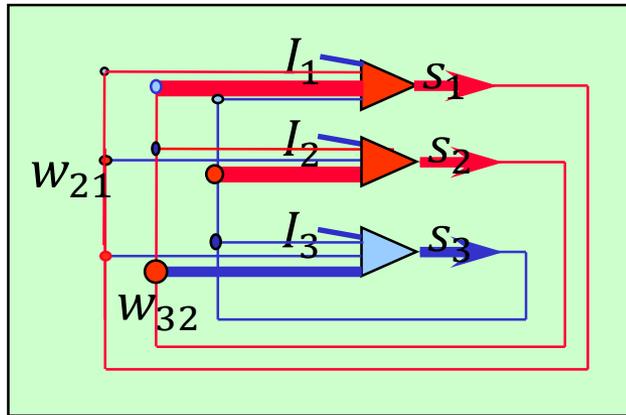
$$A = (\sin x, \dot{x}, u)$$

$$y = A(x, u)\theta$$

$$y = A(x, u)\theta \quad \hat{y} = A(x, u)\hat{\theta}$$

$$e = y - A\hat{\theta}$$

$$V = \frac{1}{2} e^T e = \frac{1}{2} \hat{\theta}^T A^T A \hat{\theta} + \hat{\theta}(-A^T y) + V_1$$



$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} s_i s_j + \sum_i I_i s_i = -\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \mathbf{W} \mathbf{s} + \mathbf{s}^T \mathbf{I}$$

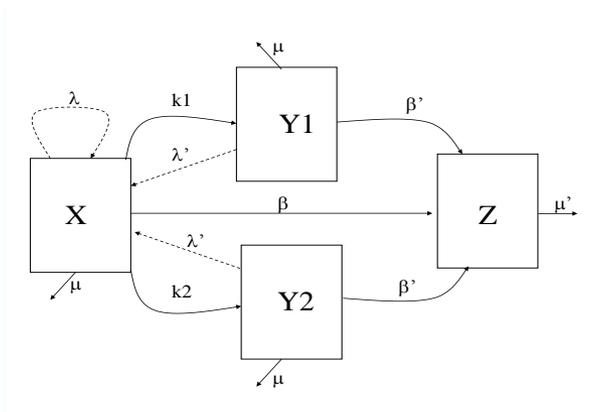
$$V = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{e} = \frac{1}{2} \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \hat{\boldsymbol{\theta}} + \hat{\boldsymbol{\theta}}^T (-\mathbf{A}^T \mathbf{y}) + V_1$$

$$\mathbf{W} = -\mathbf{A}^T \mathbf{A} \qquad \mathbf{I} = -\mathbf{A}^T \mathbf{y}$$

$$\mathbf{s} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$$

Réseau d'Hopfield qui a par Fonction d'Energie L'Erreur Quadratique de prédiction de la sortie du système dynamique

Case A. Modèle orienté a la détection de personnes infectés VIH



X: Inconnue par son nature

(On peut utiliser une estimation des experts ou travers un plus simple modèle)

Z: Sans contribution à la dynamique de k1, k2

(On peut ignorer)

Base de données discrètes au temps

Le système $Y=A \theta$

$$\frac{dY}{dt} - (-\mu - \beta)Y = k_1 x + k_2 \frac{xY}{x + Y}$$

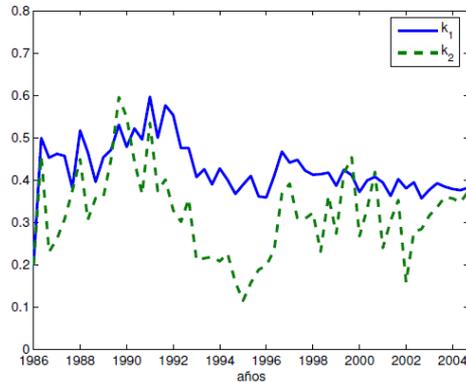
$$A = \left(\frac{xY}{x + Y} \quad x \right) \quad \theta = (k_2 \quad k_1)^T$$

Le Réseau d'Hopfield

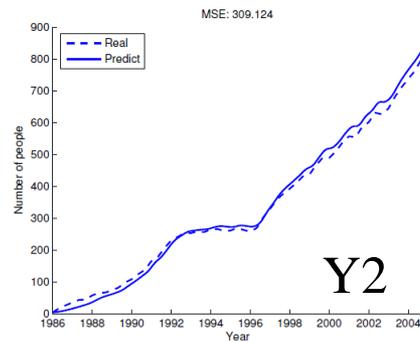
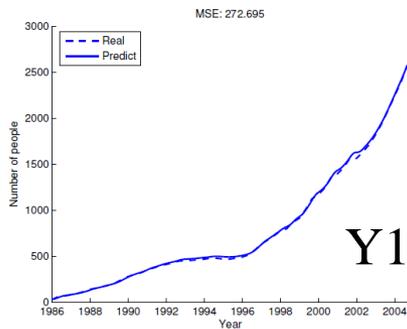
$$W = -\Delta t^2 A^T A \quad I = -\Delta t(Y_{n+1} - Y_n)$$

Case A. Modèle orienté a la détection de personnes infectés VIH

Quelque résultats expérimentaux



Estimation de k_1 et k_2



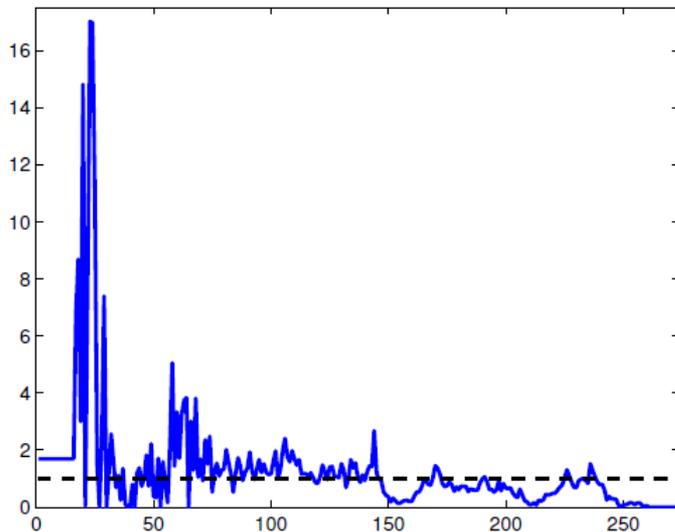
Prédiction de Y_1 et Y_2

Case B. Modèle orienté a la infection par Dengue Quelque résultats expérimentaux

$$\frac{dS}{dt} = -\beta(t) \frac{S(t)}{N} \sum_{\tau=t_1}^{\tau=t_2} I(t-\tau) e^{-\mu_M \tau} + bN(t) - \mu_H S(t)$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta(t) \frac{S(t)}{N} \sum_{\tau=t_1}^{\tau=t_2} I(t-\tau) e^{-\mu_M \tau} - rI(t) - \mu_H I(t)$$

$$\frac{dR}{dt} = rI(t) - \mu_H R(t)$$



Estimation de $\beta(t)$ et calcul du Nombre Basique de Reproduction

$$R_0 = \frac{\beta(t) \frac{S}{N} \sum_{\tau=t_1}^{\tau=t_2} e^{-\mu_M \tau}}{r + \mu_H}$$

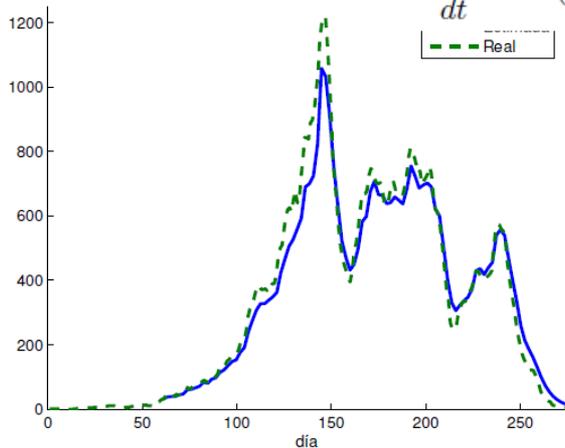
Relation entre R_0 et la stratégie de fumigation
L' épidémie ne finit pas pour le contage complet de la population

Case B. Modèle orienté a la infection par Dengue Quelque résultats expérimentaux

$$\frac{dS}{dt} = -\beta(t) \frac{S(t)}{N} \sum_{\tau=t_1}^{\tau=t_2} I(t-\tau) e^{-\mu_M \tau} + bN(t) - \mu_H S(t)$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta(t) \frac{S(t)}{N} \sum_{\tau=t_1}^{\tau=t_2} I(t-\tau) e^{-\mu_M \tau} - rI(t) - \mu_H I(t)$$

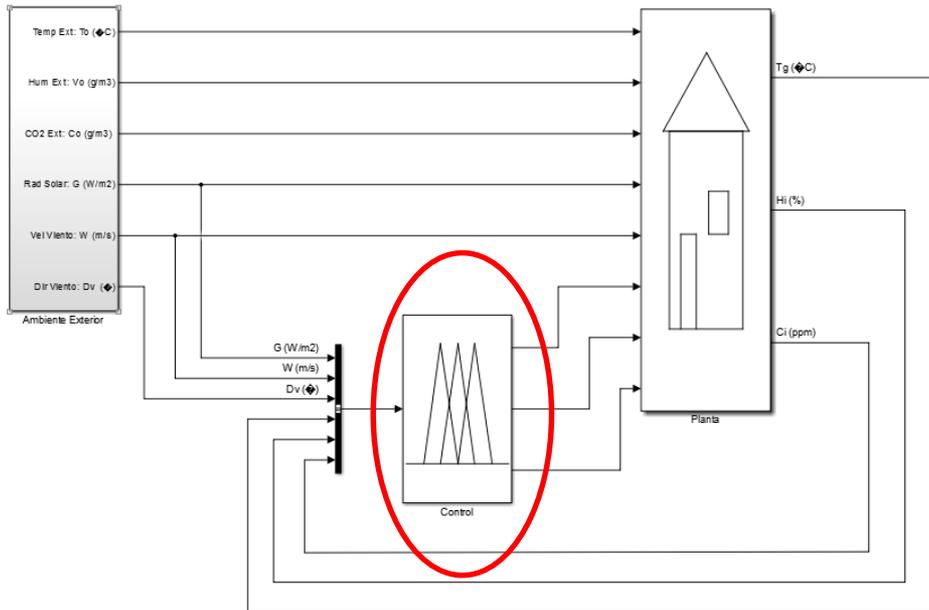
$$\frac{dR}{dt} = rI(t) - \mu_H R(t)$$



Prédiction par le modèle de la population d'infectés

La comparaison de données prédites et réels
semble valider le model et le méthode d'estimation

Notre problème: L'implémentation d'un système de contrôle des variables climatiques dans une culture sous serre



Contrôle floue

Variables de contrôle:

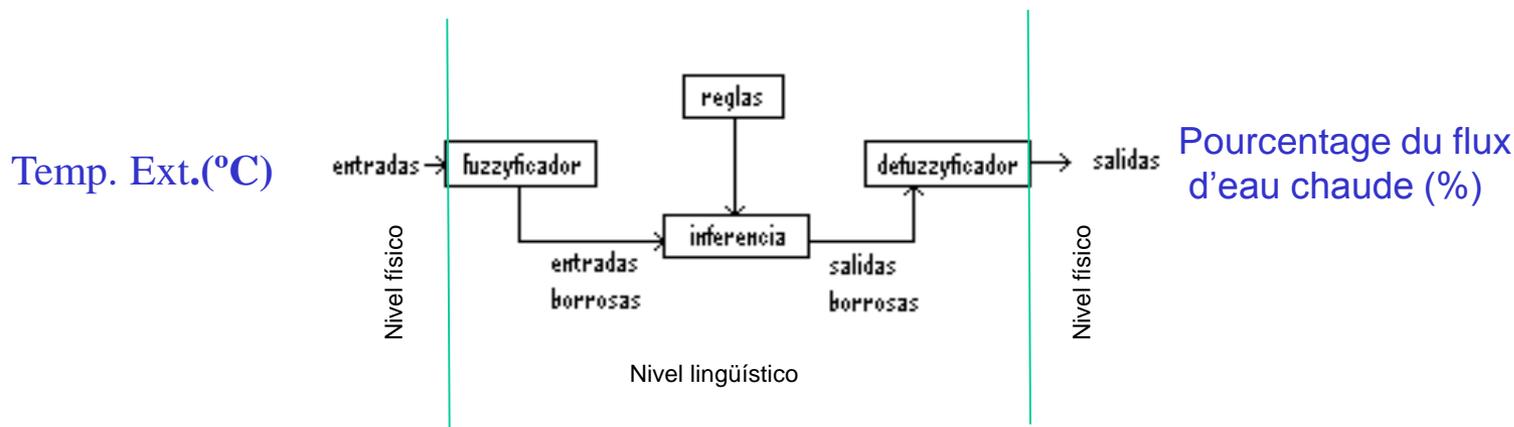
Temp. Ext./Temp. Int.,
Humid. Ext./Humid. Inter.
Radiation Solaire
Vel. et Direction du vent
Concentration CO₂

Sorties de contrôle:

Caléfaction (% Eau chaude)
Humidification
Ventilation (% Ouverture des fenêtres)

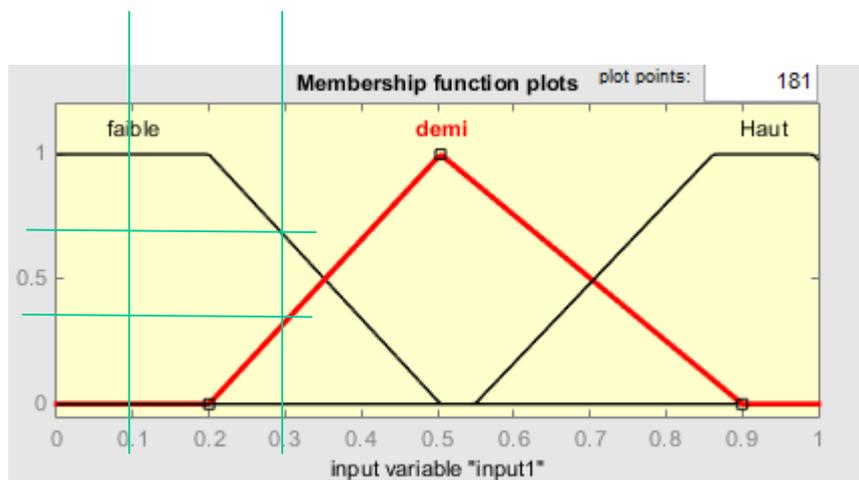
Notre outil: Contrôle basé sur la Logique Flou

Le contrôle flou travaille avec des entrées et réponses bien définies
(mesures de variables physiques précises)



Notre outil: Contrôle basé sur la Logique Flou

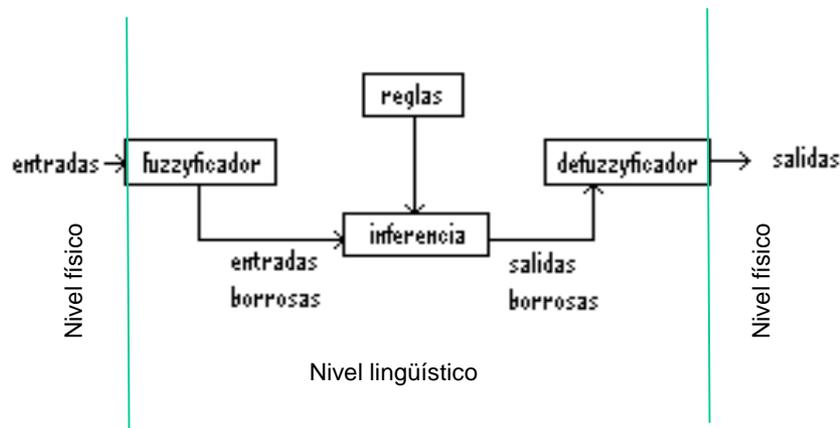
Fuzzification: la variable physique on convers en variable flou



Input1_Floue = {faible, demi, haut}

Input1=0.1 → Input1 est faible avec valeur 1 (maximal) et elle est demi et haut avec valeur 0

Input1=0.3 → Input1 est faible avec valeur 0.6, demi avec valeur 0.4 et haut avec valeur 0

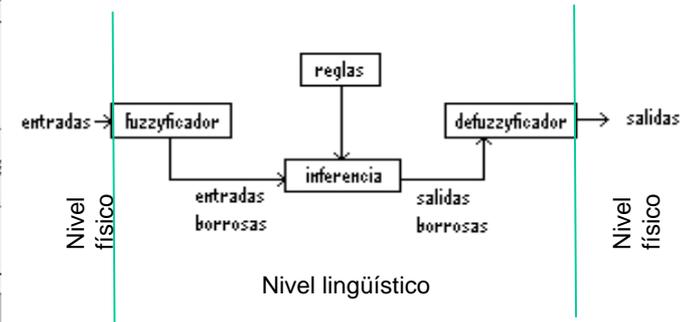
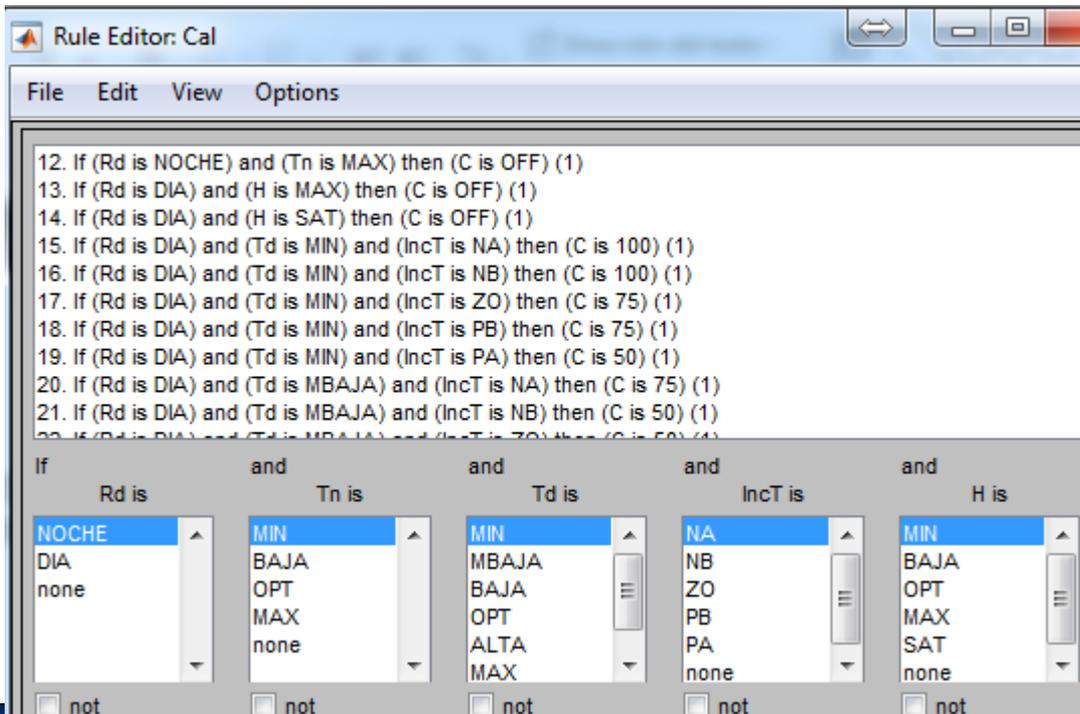


Notre outil: Contrôle basé sur la Logique Flou

Le système de règles

Système de règles élaboré par un expert.

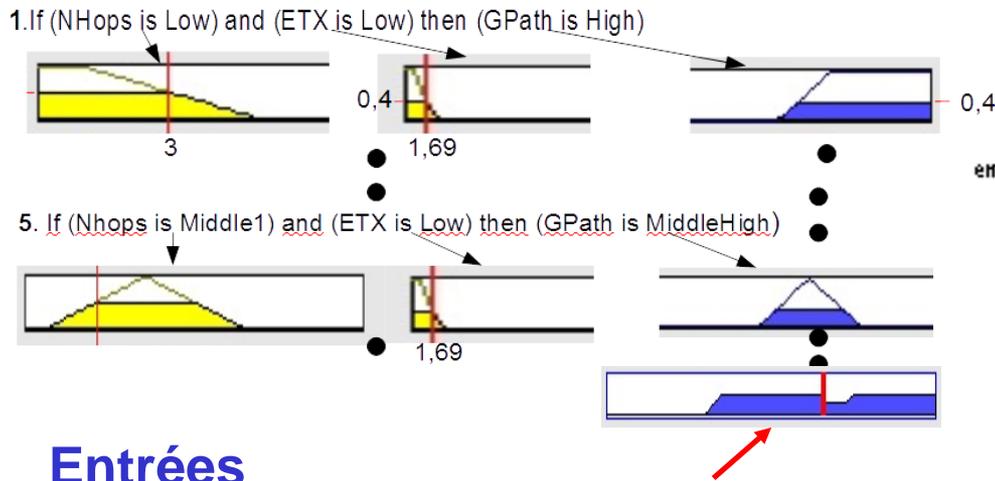
Il n'est pas différent d'un système de règles de la logique classique



Notre outil: Contrôle basé sur la Logique Floue

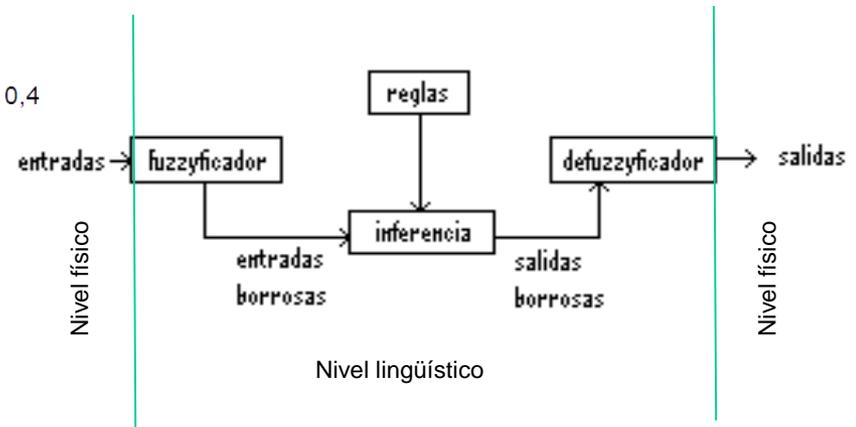
Le système de règles

Définition des operateurs logiques {AND, OR}
 Obtention des antécédents et conséquents



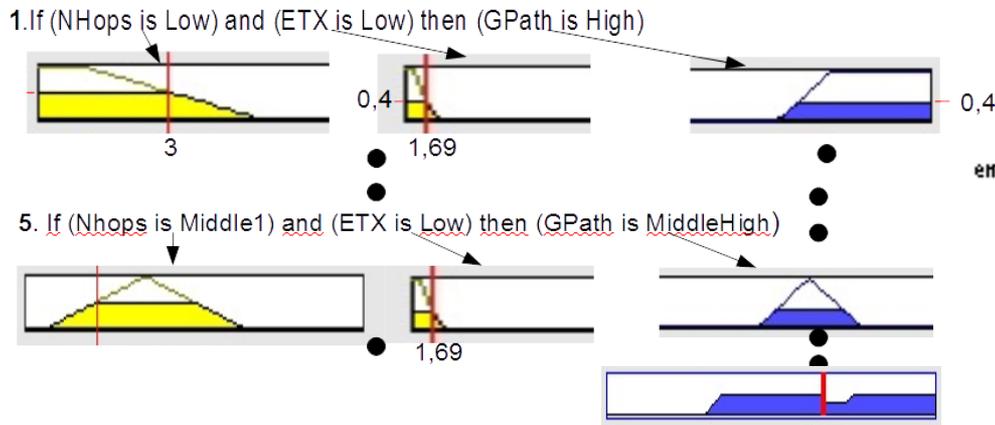
Entrées
 Nhops = 3
 ETX = 1.69

Sortie floue du Système d'Inférence



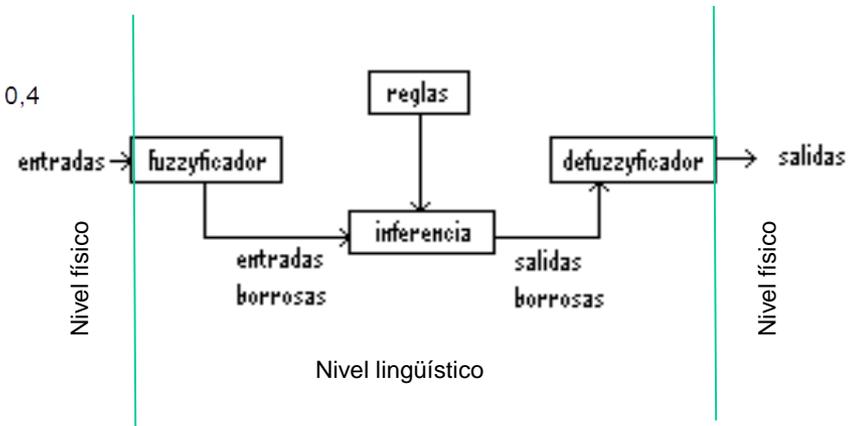
Notre outil: Contrôle basé sur la Logique Flou

Defuzzification: la valeur floue on convers dans un valeur concrète de la sortie réel



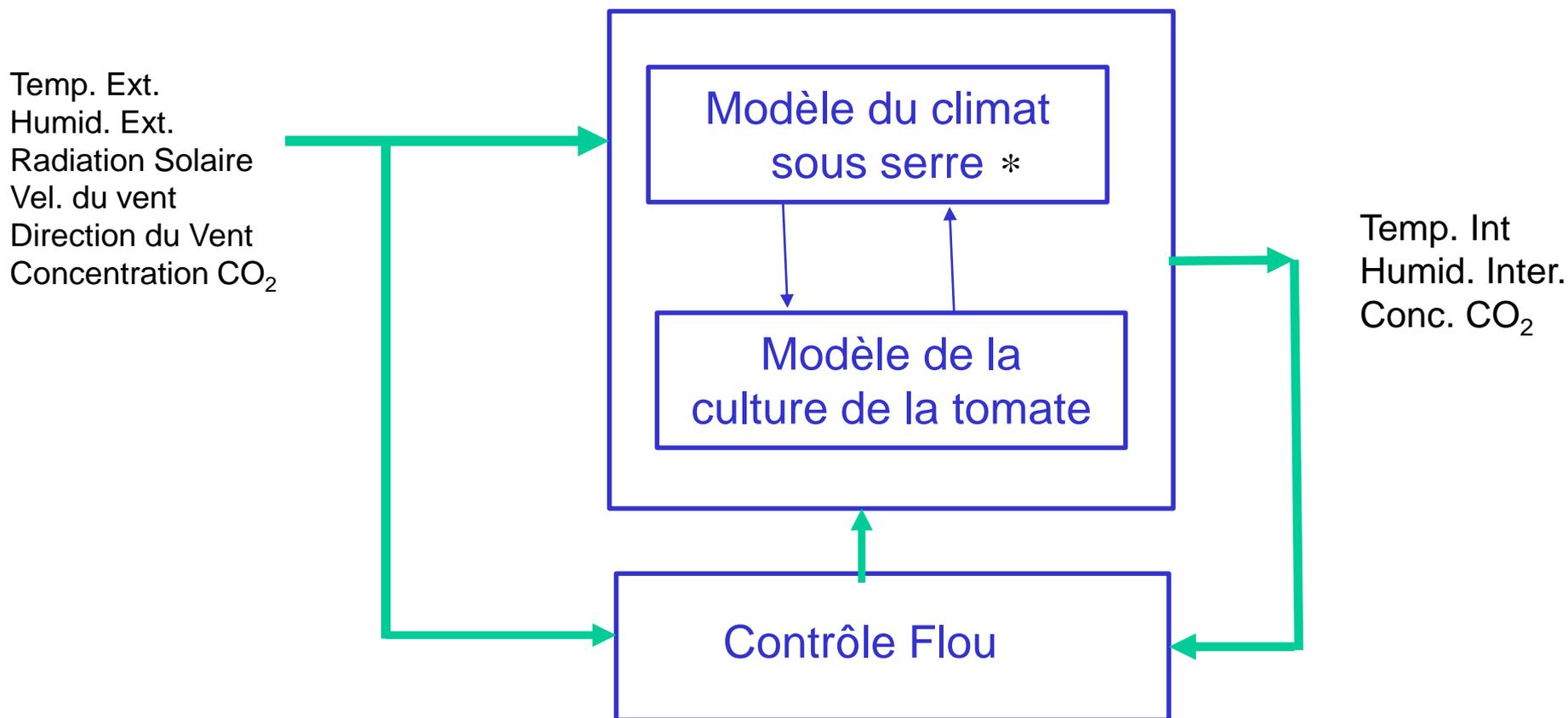
Entrées
 Nhops = 3
 ETX = 1.69

0.6



Sortie
 Gpath=0.6

Implémentation d'un système de contrôle des variables climatiques dans un culture sous serre



Implémentation d'un système de contrôle des variables climatiques dans un culture sous serre

Résultats de la simulation pour la variable Température

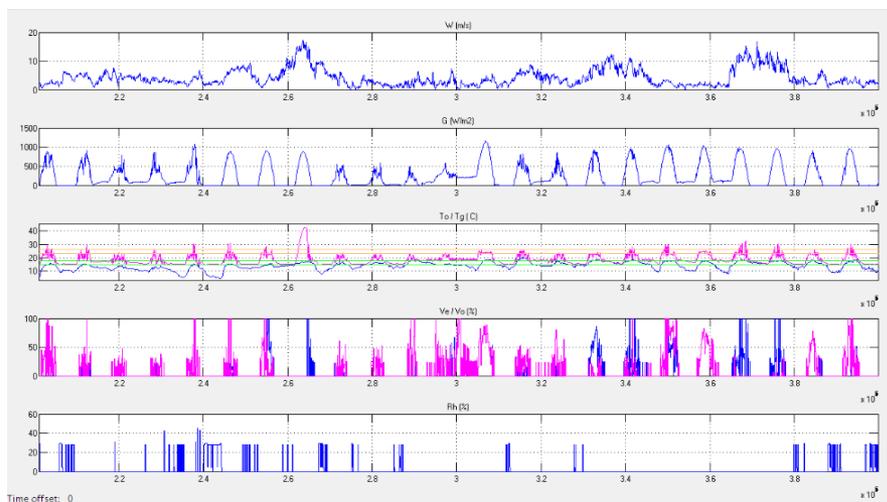
Vitesse du vent

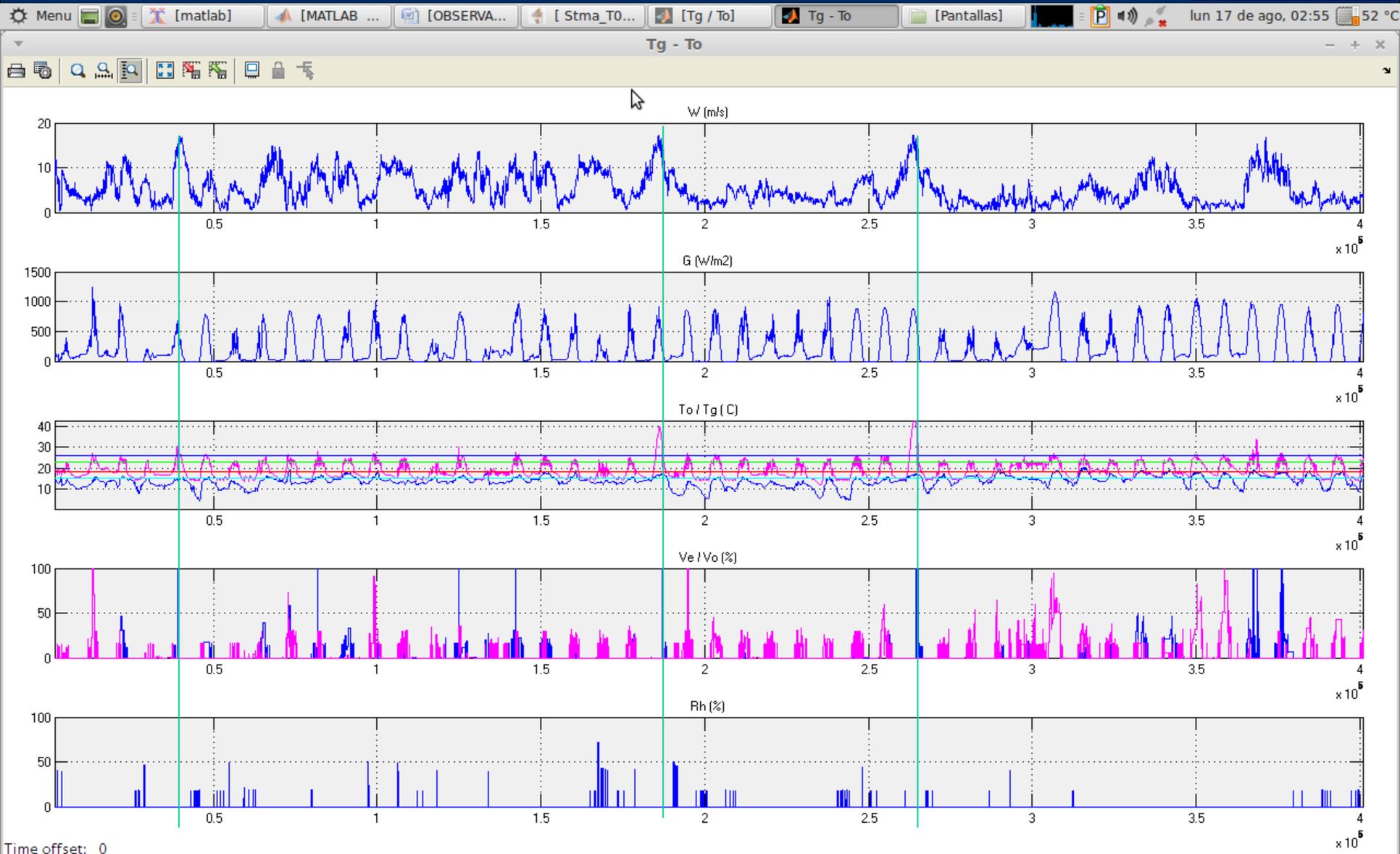
Radiation

Température

Ouverture des fenêtres (%)

Eau chaude (%)







Un modèle initial pour l'interaction Nesidiocoris Tenuis - Bemisia Tabaci



$$\frac{dx}{dt} = x(a - by)$$

$$\frac{dy}{dt} = y(cx - d(y - k))$$

$x \equiv B. Tabaci$

$y \equiv N. Tenuis$

- Points d'Équilibre
- Analyse de Stabilité
- Estimation des paramètres
- Les données sont reportées d'une manière qualitative
- Pas de données de populations
- Critères pour la mesure des populations différents et pas claires (individu/m² , individu/plante?)



IWANN

INTERNATIONAL WORK CONFERENCE ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS



2013
tenerife

1991 to 2003
✦ Spain

2005
✦ Barcelona

2007
✦ San Sebastián

2009
✦ Salamanca

2011
✦ Málaga

2013
✦ Tenerife

2015
✦ Palma de Mallorca

The International Work-Conference on Artificial Neural Networks (IWANN) is a biennial meeting that seeks to provide a discussion forum for scientists, engineers, educators and students about the latest ideas and realizations in the foundations, theory, models and applications of systems inspired on nature (neural networks, fuzzy logic and evolutionary systems) as well as in emerging areas related to the above topics.

The proceedings of IWANN are published by Springer-Verlag on LNCS. Also, extended versions of selected papers of the most recent editions have been published in special issues of the Neurocomputing.

IWANN is included in the "Computer Science Conference Ranking", and its proceedings are indexed by INSPEC, CiteSeer, CORE, and DBLP.



IWANN

INTERNATIONAL WORK CONFERENCE ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS



2009
salamanca

1991 to 2003
✦ Spain

2005
✦ Barcelona

2007
✦ San Sebastián

2009
✦ Salamanca

2011
✦ Málaga

2013
✦ Tenerife

2015
✦ Palma de Mallorca

The International Work-Conference on Artificial Neural Networks (IWANN) is a biennial meeting that seeks to provide a discussion forum for scientists, engineers, educators and students about the latest ideas and realizations in the foundations, theory, models and applications of systems inspired on nature (neural networks, fuzzy logic and evolutionary systems) as well as in emerging areas related to the above topics.

The proceedings of IWANN are published by Springer-Verlag on LNCS. Also, extended versions of selected papers of the most recent editions have been published in special issues of the Neurocomputing.

IWANN is included in the "Computer Science Conference Ranking", and its proceedings are indexed by INSPEC, CiteSeer, CORE, and DBLP.