



UNED

Máster

INGENIERÍA DE SISTEMAS Y DE CONTROL



INTELIGENCIA ARTIFICIAL
APLICADA AL CONTROL.
RESOLVIENDO CASOS REALES

Matilde Santos Peñas

msantos@ucm.es



Facultad de Informática
Universidad Complutense de Madrid

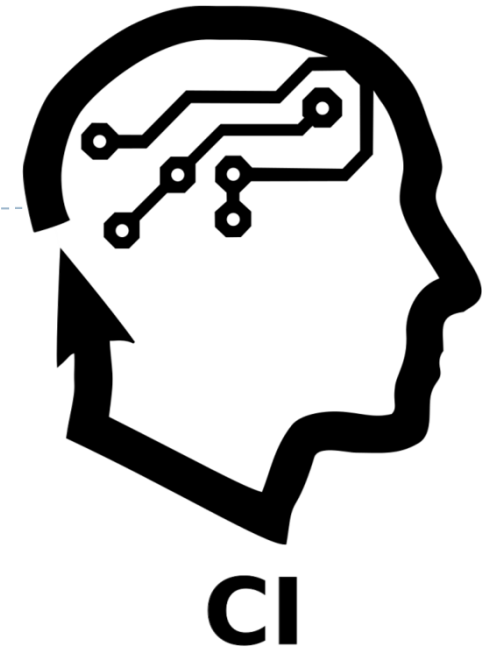
Control Inteligente

- ▶ El control de procesos requiere, en muchos casos, la intervención del hombre para conseguir determinados objetivos de alto nivel
- ▶ La automatización proporciona una herramienta que puede auxiliar o reemplazar al operador en esas tareas, a veces complejas
 - ▶ gran potencia en el manejo del conocimiento y habilidades específicas
- ▶ El *Control Inteligente* es capaz de utilizar metodologías de la Inteligencia Artificial que permiten realizar de forma automática algunas de las tareas desarrolladas típicamente por los expertos, y que incluyen conocimiento y experiencia



CEA Control Inteligente

- ▶ **CEA: Comité Español de Automática**
 - ▶ **Grupo Temático de Control Inteligente**
 - ▶ El objetivo del Grupo Temático de Control Inteligente es integrar las técnicas de la inteligencia artificial en la automática.



- ▶ Presentación del grupo CI <https://youtu.be/8lQYH7jlfN8>
 - ▶ Simposio CEA de Control Inteligente
 - ▶ Concurso Control Inteligente (Robot Lego)
 - ▶ Premio Tesis Control Inteligente
 - ▶ Concurso TFG/TFM Matlab Control Inteligente



Control Inteligente

- ▶ Automatización de procesos y sistemas complejos a través de la emulación de la inteligencia biológica
- ▶ Reemplazar a un humano en una tarea de control o se inspira en cómo los sistemas biológicos resuelven problemas de control
 - ▶ Técnicas
 - ▶ Aplicaciones



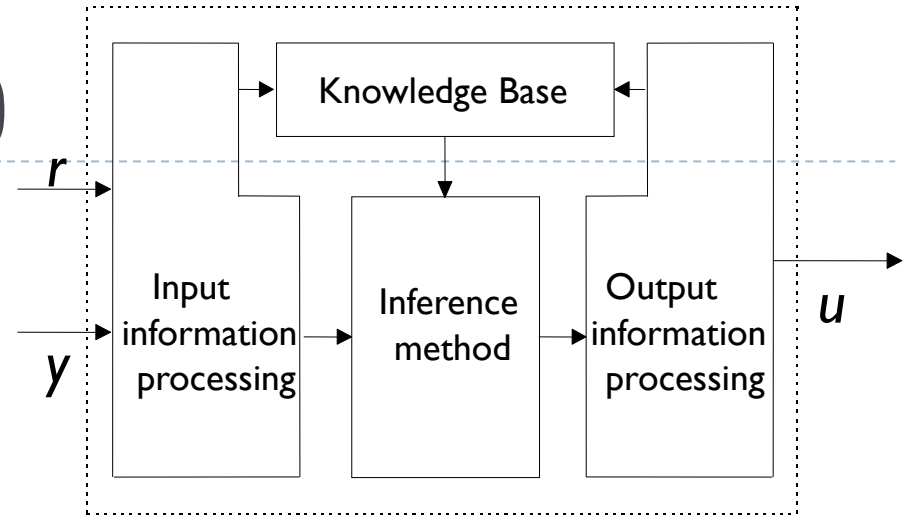
Metodologías del control inteligente

- ▶ **Soft computing** (*computación suave*)
 - ▶ *Metodologías inteligentes que intentan explotar la tolerancia, la imprecisión, la incertidumbre, para lograr soluciones fiables, robustas y de bajo coste*
 - ▶ *Redes neuronales*
 - ▶ *Lógica difusa o borrosa (fuzzy)*
 - ▶ *Algoritmos genéticos*
 - ▶
 - ▶ **Sistemas expertos, Redes de Petri, Aprendizaje máquina, Aprendizaje por refuerzo, Deep learning,**
 - ▶ ...



Control Fuzzy (FLC)

- ▶ Representa e implementa el conocimiento humano sobre cómo controlar un sistema

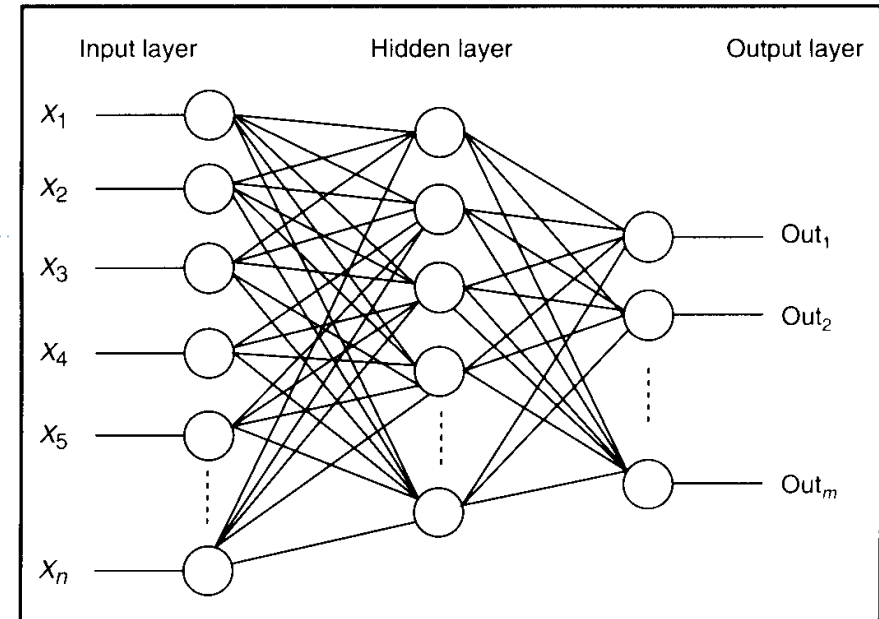


- ▶ **La base de reglas** es un conjunto de reglas *if-then* sobre cómo controlar
- ▶ **La fuzzificación** es el proceso de transformar las entradas numéricas en valores de verdad lingüísticos
- ▶ **El mecanismo de inferencia** utiliza los valores de las variables lingüísticas para aplicar reglas y concluir un resultado
- ▶ **Defuzzificación** convierte las conclusiones alcanzadas por el mecanismo de inferencia en un valor numérico para la planta



Redes Neuronales (NN)

- ▶ Las redes neuronales artificiales representan las neuronas y conexiones biológicas del cerebro

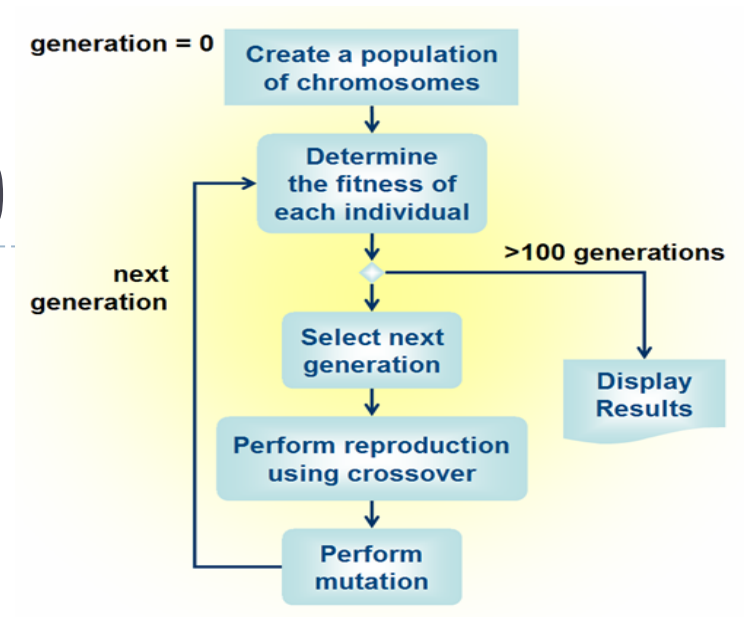


- ▶ Las NN han demostrado ser útiles en gran variedad de problemas: reconocimiento de patrones, procesamiento de señales, estimación, identificación y control.
 - ▶ El perceptron multi-capas (MLP) es la red neuronal más popular en aplicaciones de control
 - ▶ La segunda es la red neuronal de base radial (una de sus formas es idéntica a un tipo de sistema difuso)



Algoritmos Genéticos (GA)

- ▶ Un algoritmo genético es un programa informático que simula las características de la evolución, la selección natural (Darwin) y la genética (Mendel)
- ▶ Técnica de optimización en paralelo y estocástica
- ▶ Mantiene varias soluciones a la vez
- ▶ Los AG encuentran un solución razonablemente buena (no óptimo global) en un tiempo razonable

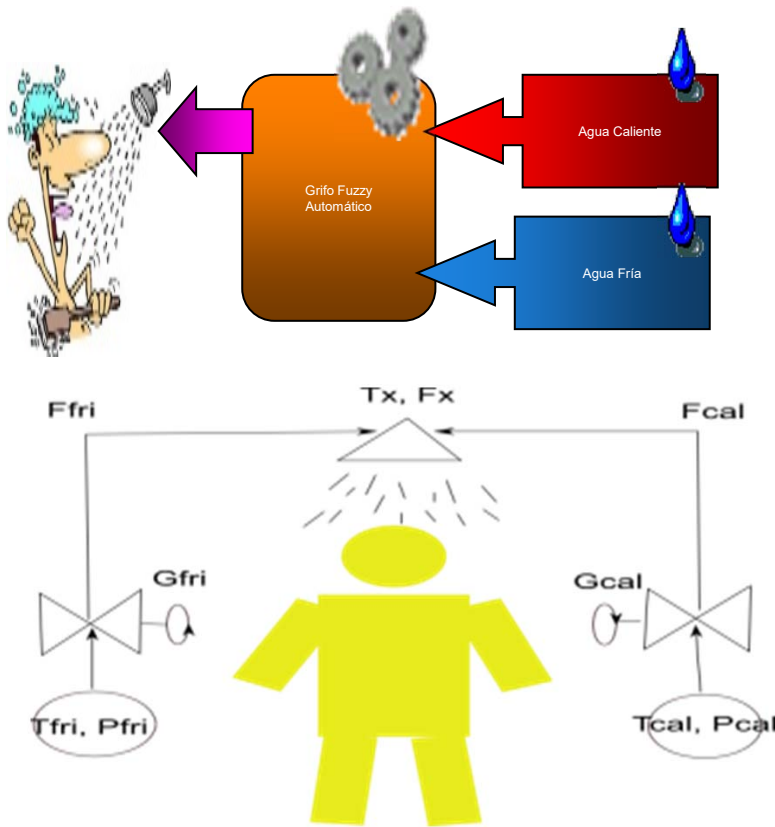


Aplicaciones: ¿qué tienen en común?

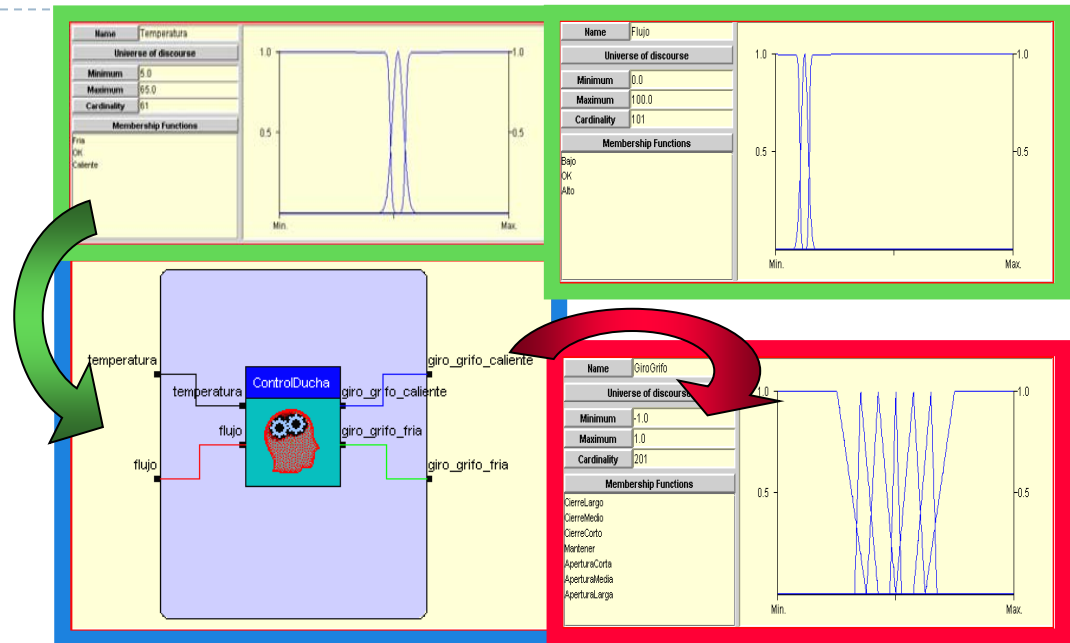
- ▶ **Procesos complejos**
 - ▶ plantas no lineales
 - ▶ orden elevado
 - ▶ parámetros internos variantes en el tiempo
 - ▶ dependientes del entorno
- ▶ **Pobre comportamiento con reguladores clásicos**
- ▶ **Sistemas mal definidos (incertidumbre, falta de información)**
- ▶ **Necesidad de mejorar el funcionamiento (especificaciones)**
- ▶ **Complejidad computacional del modelo analítico o éste no existe**
- ▶ **Entornos cambiantes**
- ▶ **Conocimiento, heurística, datos**



Control de temperatura de una ducha mediante lógica Fuzzy

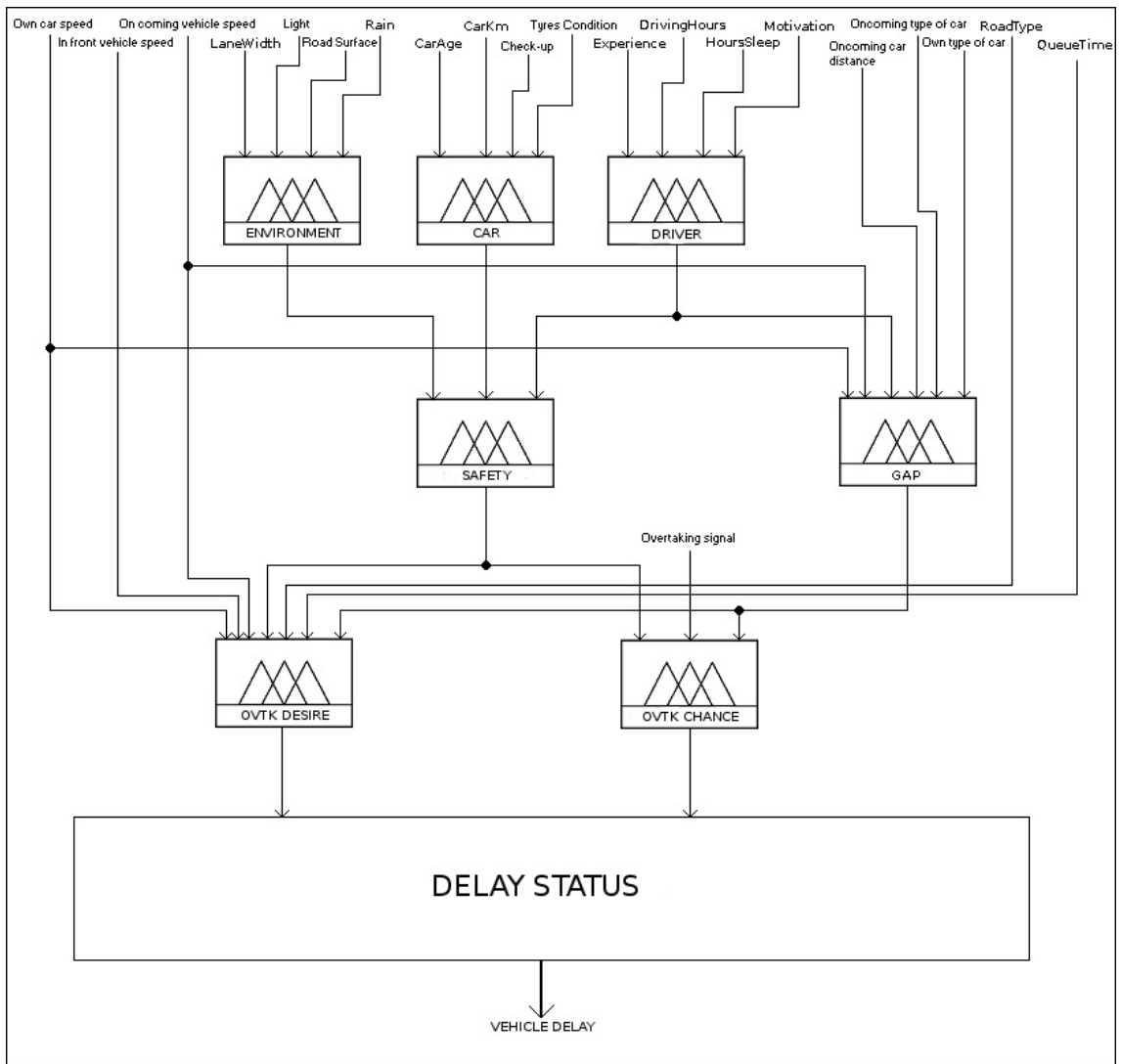


- › Mantener la temperatura final 36°C
- Mantener el flujo 12L/min
- Evitar cambios bruscos en la válvula



Rule		temperatura		flujo		giro grifo caliente	giro grifo fria
0	1.0	if temperatura == Fria	&	flujo == Bajo	->	giro_grifo_caliente = AperturaLarga	giro_grifo_fria = Mantener
1	1.0	if temperatura == Fria	&	flujo == OK	->	giro_grifo_caliente = AperturaMedia	giro_grifo_fria = Mantener
2	1.0	if temperatura == Fria	&	flujo == Alto	->	giro_grifo_caliente = Mantener	giro_grifo_fria = CierreLargo
3	1.0	if temperatura == OK	&	flujo == Bajo	->	giro_grifo_caliente = AperturaCorta	giro_grifo_fria = AperturaCorta
4	1.0	if temperatura == OK	&	flujo == OK	->	giro_grifo_caliente = Mantener	giro_grifo_fria = Mantener
5	1.0	if temperatura == OK	&	flujo == Alto	->	giro_grifo_caliente = CierreCorto	giro_grifo_fria = CierreCorto
6	1.0	if temperatura == Caliente	&	flujo == Bajo	->	giro_grifo_caliente = Mantener	giro_grifo_fria = AperturaLarga
7	1.0	if temperatura == Caliente	&	flujo == OK	->	giro_grifo_caliente = CierreMedio	giro_grifo_fria = Mantener
8	1.0	if temperatura == Caliente	&	flujo == Alto	->	giro_grifo_caliente = CierreLargo	giro_grifo_fria = Mantener

Sistema de Decisión Fuzzy para la Seguridad en Carreteras



Sistema de Decisión Fuzzy para la Seguridad en Carreteras

road_risk

ROAD RISK EVALUATOR

DRIVER

Visual capacity: 8.7597 (Very bad to Very good) Info

Are you tired?: 1 (Not at all to Very tired) Info

Time slept tonight: 7.8295 (0 h to 10 h) Info

Motivation: 1.0078 (Very low to Very high) Info

CAR

Light / mirrors: 8.9147 (Bad state to Perfect state) Info

Kilometers: 41859 (0 to 300000) Info

Tyres: 8.1395 (Bad state to Perfect state) Info

Age of the car: 5 (0 to 15) Info

Brakes: 0.6977 (Bad state to Perfect state) Info

Latest check: 11.8218 (0 to 24) Info

ENVIRONMENT

Day or night: 7.1318 (Dark night to Midday) Info

Weather conditions: 9.1473 (Very bad to Very good) Info

Trip length: 50.39 (Very short to Very long) Info

Road type: 7.6744 (Rural to Highway) Info

RISK

Risk Level

REAL RISK: 54.24

ENHANCED RISK: 48.48

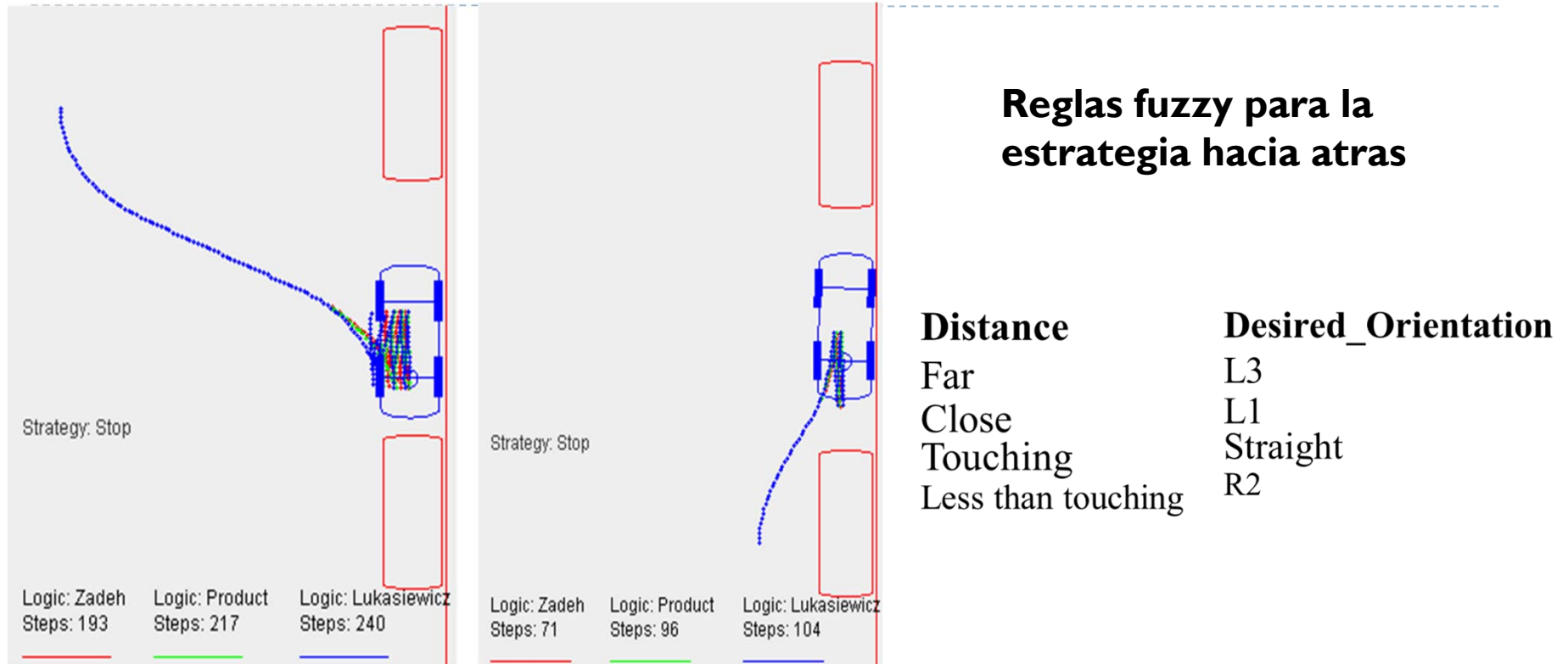
Advices

- Take rest for 25 minutes
- Have your Tyres changed
- Have your Brakes changed
- Poor light conditions

Accept

RESTART CALCULATE QUIT

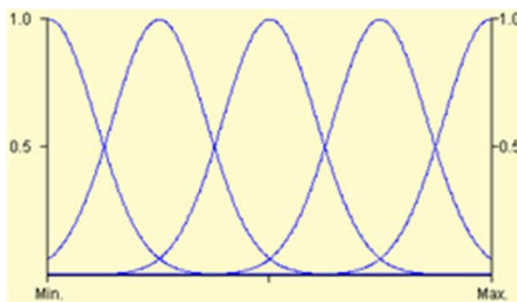
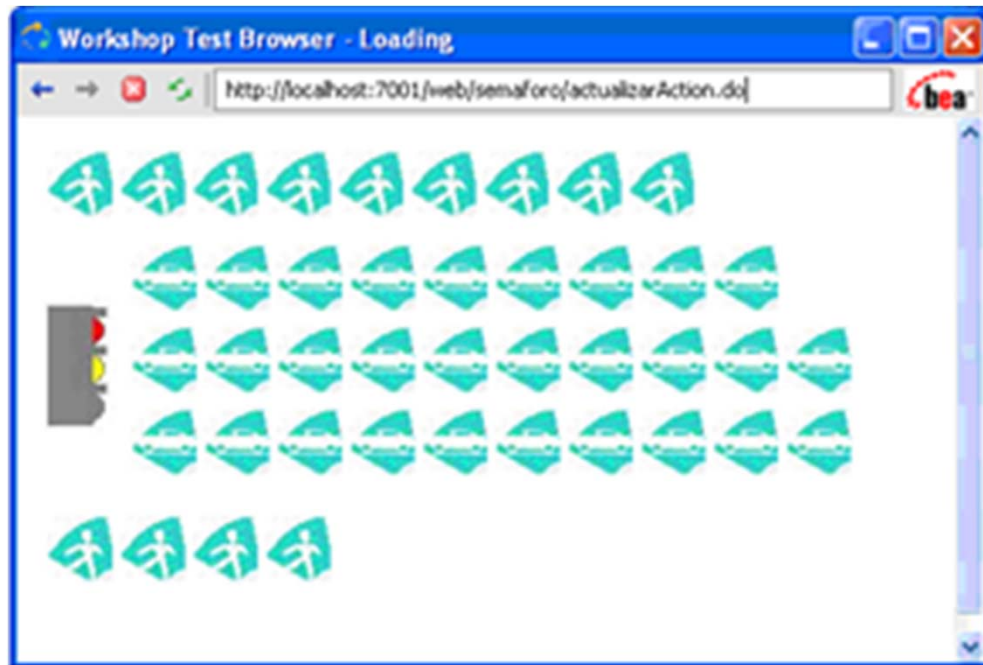
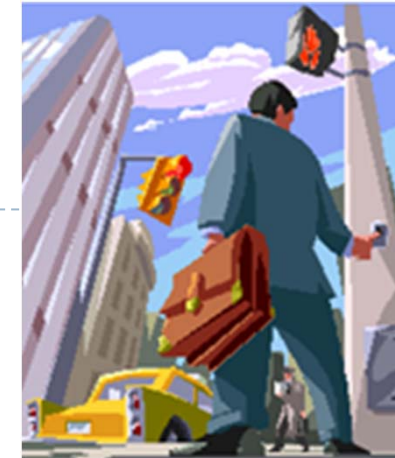
Sistema de Decisión Fuzzy para aparcar coches



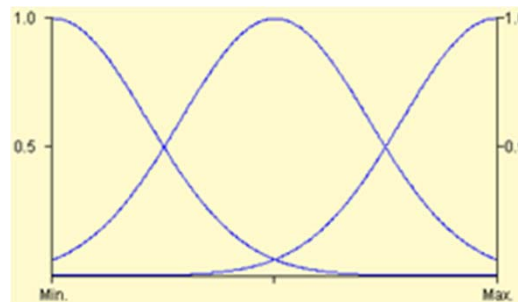
```
if(CurbDist == far & angle < L3) -> steering_backward = R3;  
if(CurbDist == far & angle > L3) -> steering_backward = L3;  
if(CurbDist == far & angle == L3) -> steering_backward = straight;
```



Semáforo Fuzzy



Densidad de Peatones (P)



Densidad del Tráfico (T)

Pedestrians	Traffic	Traffic Light
Very Low	Null	Green
Very Low	Moderate	Green
Very Low	Intense	Green
Low	Null	Red
Low	Moderate	Green
Low	Intense	Green
Average	Null	Red
Average	Moderate	Green
Average	Intense	Green
High	Null	Red
High	Moderate	Red
High	Intense	Green
Very High	Null	Red
Very High	Moderate	Red
Very High	Intense	Red

Controlador borroso multivariable para el ajuste de tratamientos en agricultura de precisión

- ▶ El control de la dosis de fitosanitario (Agricultura de precisión) requiere un sistema en tiempo real, acoplado al tractor, que detecte la mala hierba y el grado de crecimiento del cultivo
- ▶ El sistema de visión artificial unido al tractor genera los mapas para calcular la dosis de herbicida necesaria en cada punto

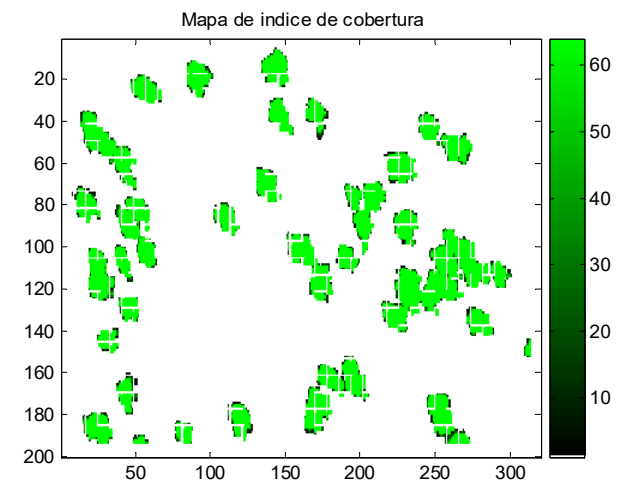
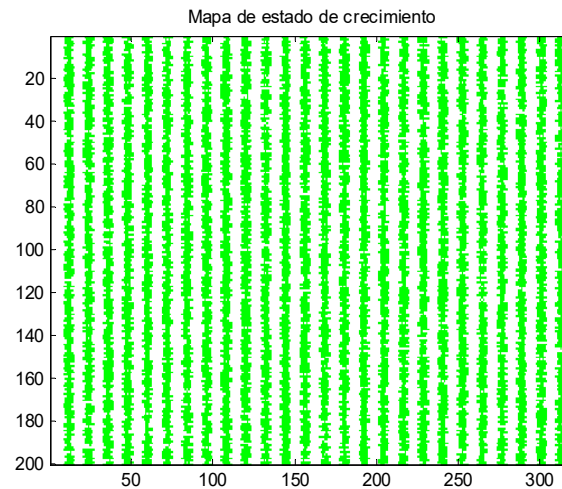
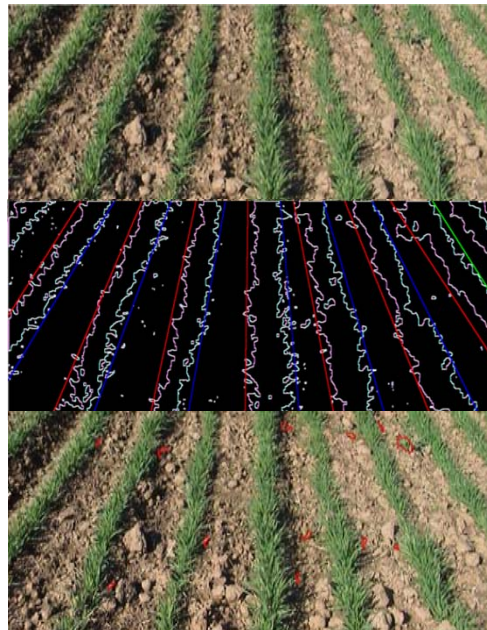


Detalle de una de las 5 secciones independientes de la barra de pulverización

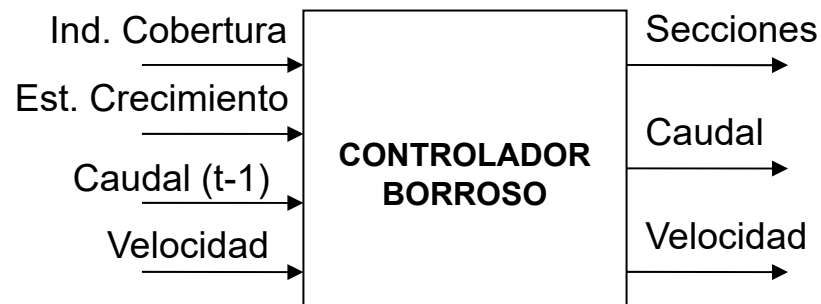


Sistema de visión

- ▶ Cámara situada la parte frontal del tractor
- ▶ Genera dos mapas:
 - ▶ Estado de crecimiento del cultivo (EC)
 - ▶ Cobertura de malas hierbas (IC)



Controlador borroso del pulverizador de herbicida



Según IC/EC ----> Dosis

IC/EC	Small	Medium	High
None	0	0	0
Low	1/2	1/2	1/4
Medium	1	1	1/2
High	1	1	1

Dosis posibles:

- Nada (0)
- 1/4 del max
- 1/2 del max
- max (1)

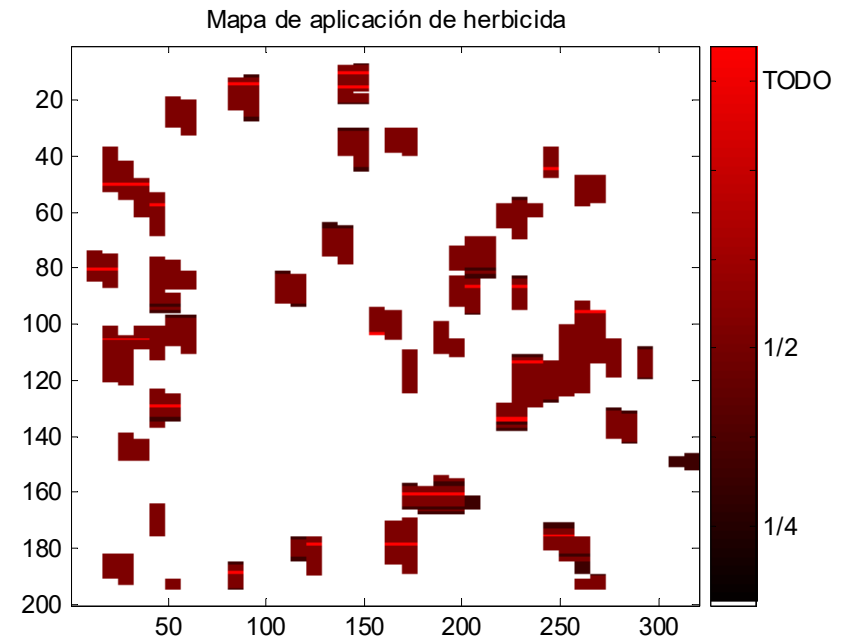
Velocity	Flow	Herbicide
Low	Low	1/2
Low	Medium	1/2
Low	High	1
Medium	Low	1/4
Medium	Medium	1/2
Medium	High	1/2
High	Low	1/4
High	Medium	1/2
High	High	1/2

- 1) Ajustar caudal de herbicida
 - apertura/cierre de cada sección de la barra
- 2) Actuar sobre la velocidad del tractor



Resultados (Simulación)

- ▶ Dosis mínima (nada) : cerrar sección
- ▶ Otras dosis: abrir la sección y combinar la velocidad con el caudal
 - ▶ a mayor caudal, más cantidad
 - ▶ a mayor velocidad, menos tiempo encima de la mala hierba, menos herbicida



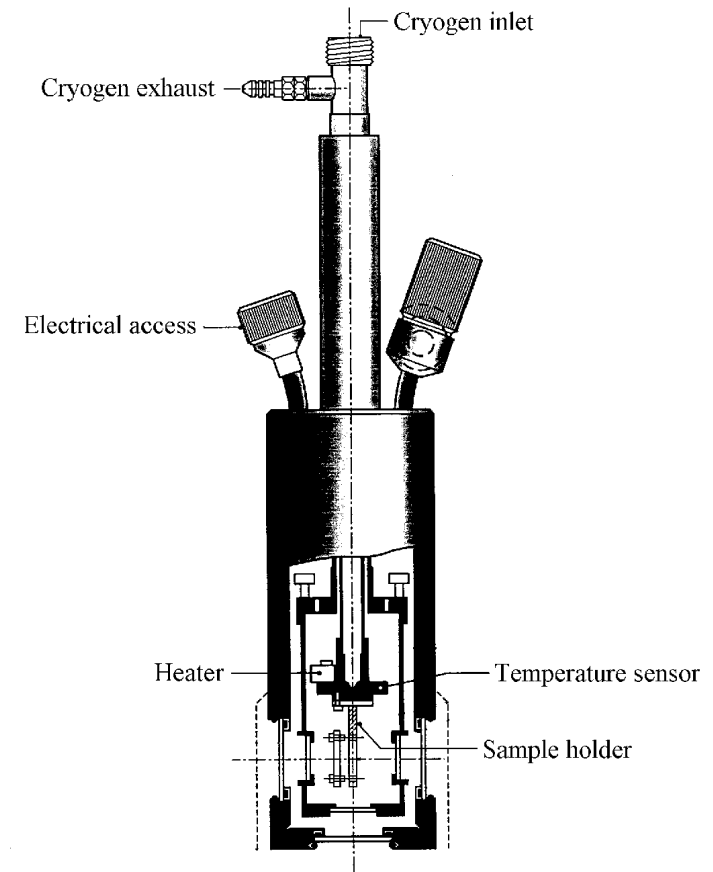
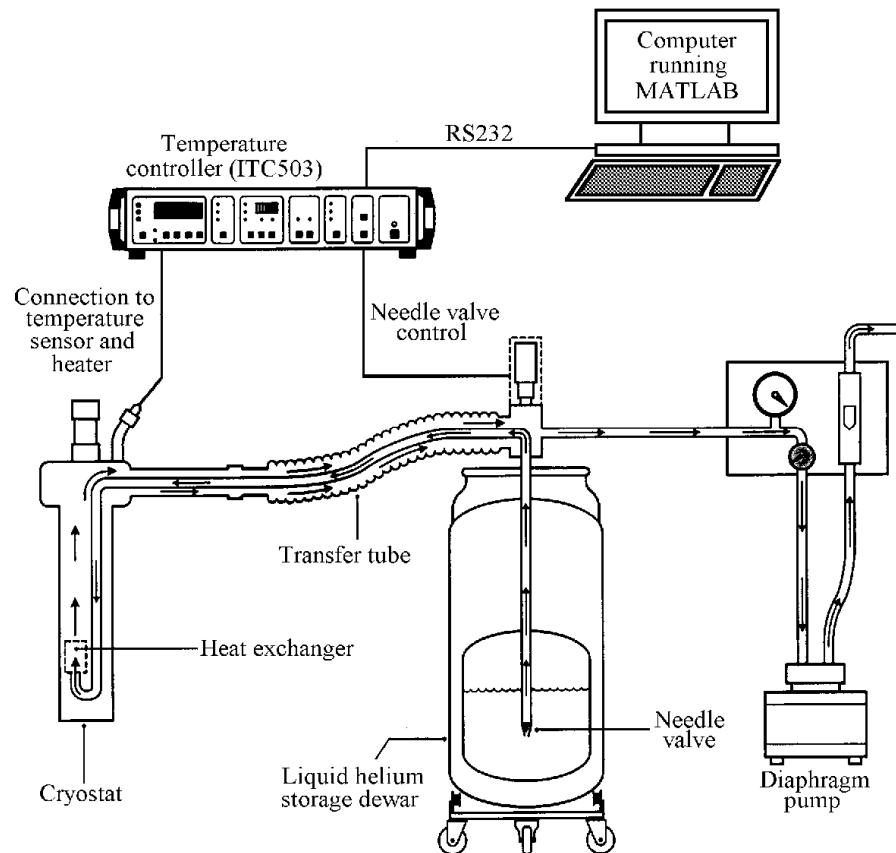
Resultados:

- ▶ El 11,5 % de las veces cambia la velocidad y el 3,8% el caudal
- ▶ No es invasivo (actúa más sobre velocidad que sobre el caudal)
- ▶ El 77,5% de las veces sólo usa $\frac{1}{2}$ de dosis
- ▶ En simulaciones, se ahorra hasta un 93% de herbicida



An adaptive fuzzy control scheme for embedded applications

- ▶ Oxford Instruments UK Ltd
- ▶ University of Oxford



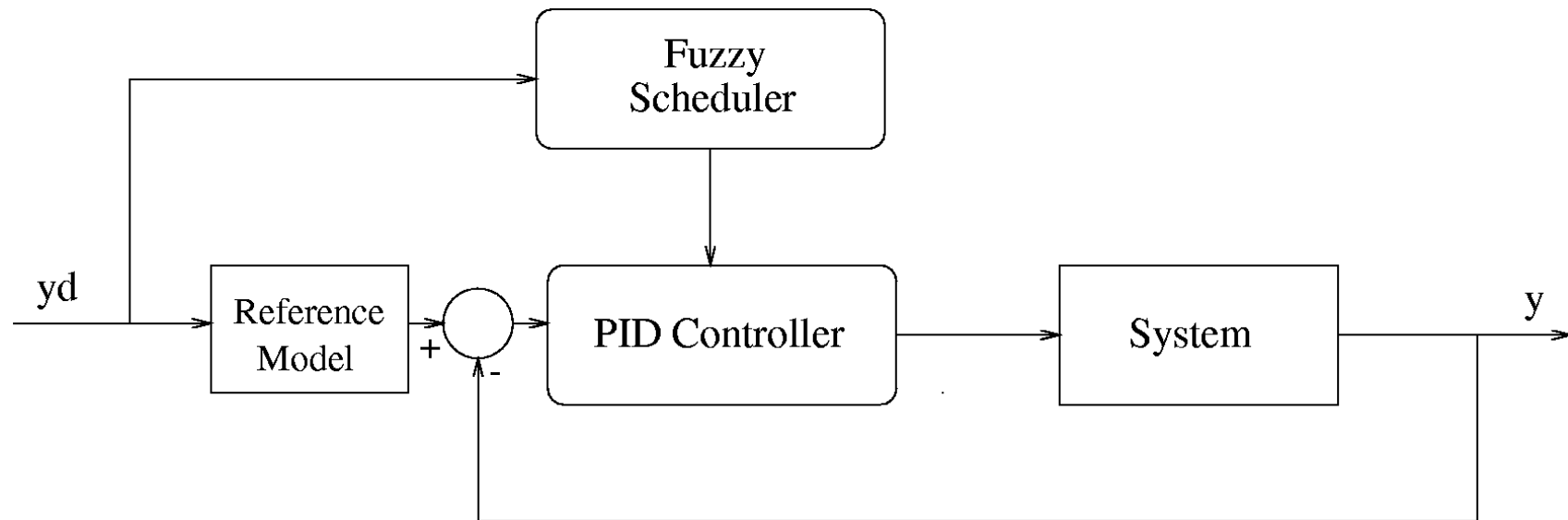
El sistema a controlar

- ▶ La temperatura se controla variando el voltaje aplicado a un calentador eléctrico en el interior del criostato
 - ▶ Rango de temperaturas: 4.2 K (-268.9° punto ebullición del Helio) a 200 K (-73.15°)
- ▶ El flujo se controla variando la posición de una válvula del tubo que conecta el criostato con la bomba de helio
- ▶ Sistema altamente no lineal
 - ✓ dinámica más rápida a bajas temperaturas
 - ✓ ganancia estimada del sistema aumenta con la temperatura
 - ✓ el retardo estimado aumenta con la temperatura
 - ✓ la ganancia es mayor para flujos de gas bajos
 - ✓ asimetría para temperaturas por encima de 120 K pero no a bajas temperaturas
- ▶ Fuerte dependencia del punto de operación (temperatura)



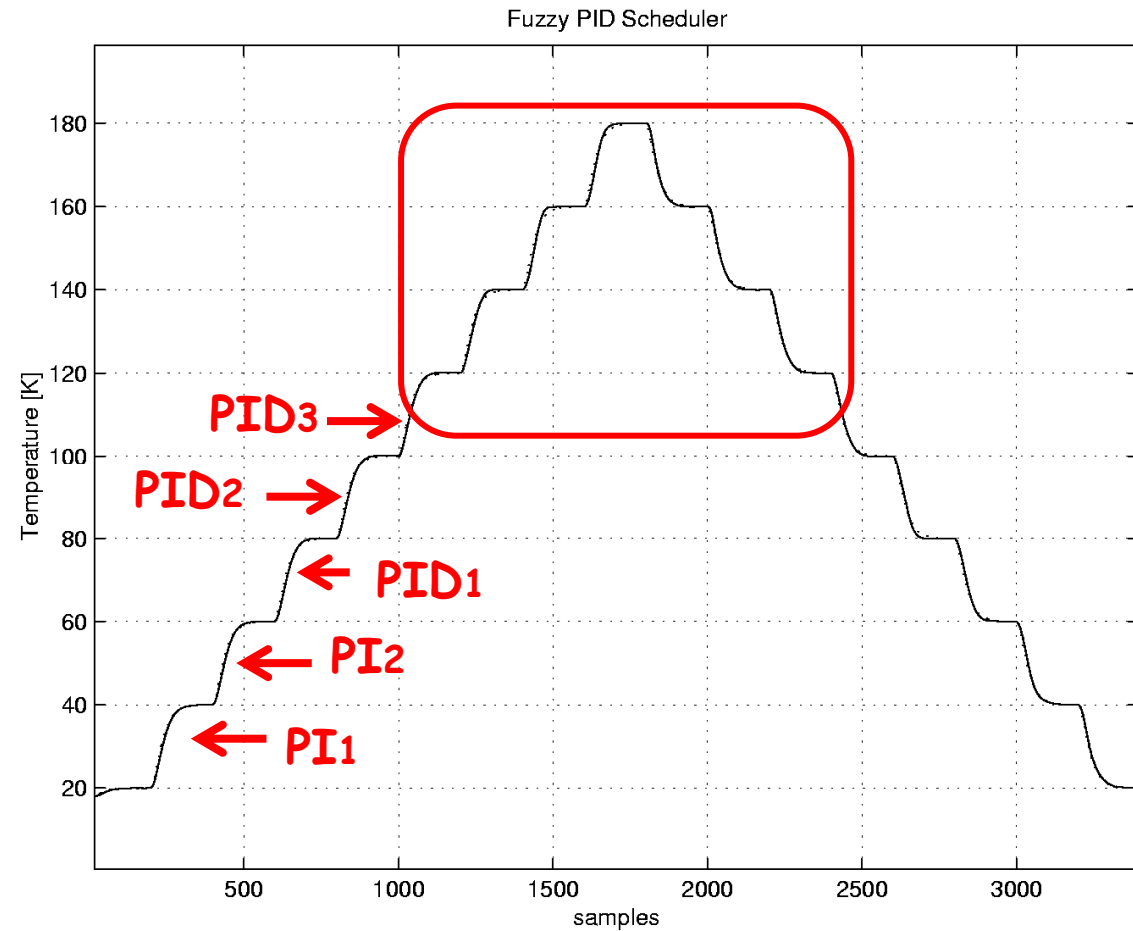
Ganancia programada borrosa

- ▶ Regiones de operación según temperatura
 - ▶ Controlador PID para cada zona (altas temperaturas) (2° orden)
 - ▶ Controlador PI para regiones de baja temperatura (1° orden)
- ▶ Evitar cambios bruscos en los parámetros del **PID** al pasar de una región a otra (Td de 0 a un valor adecuado)

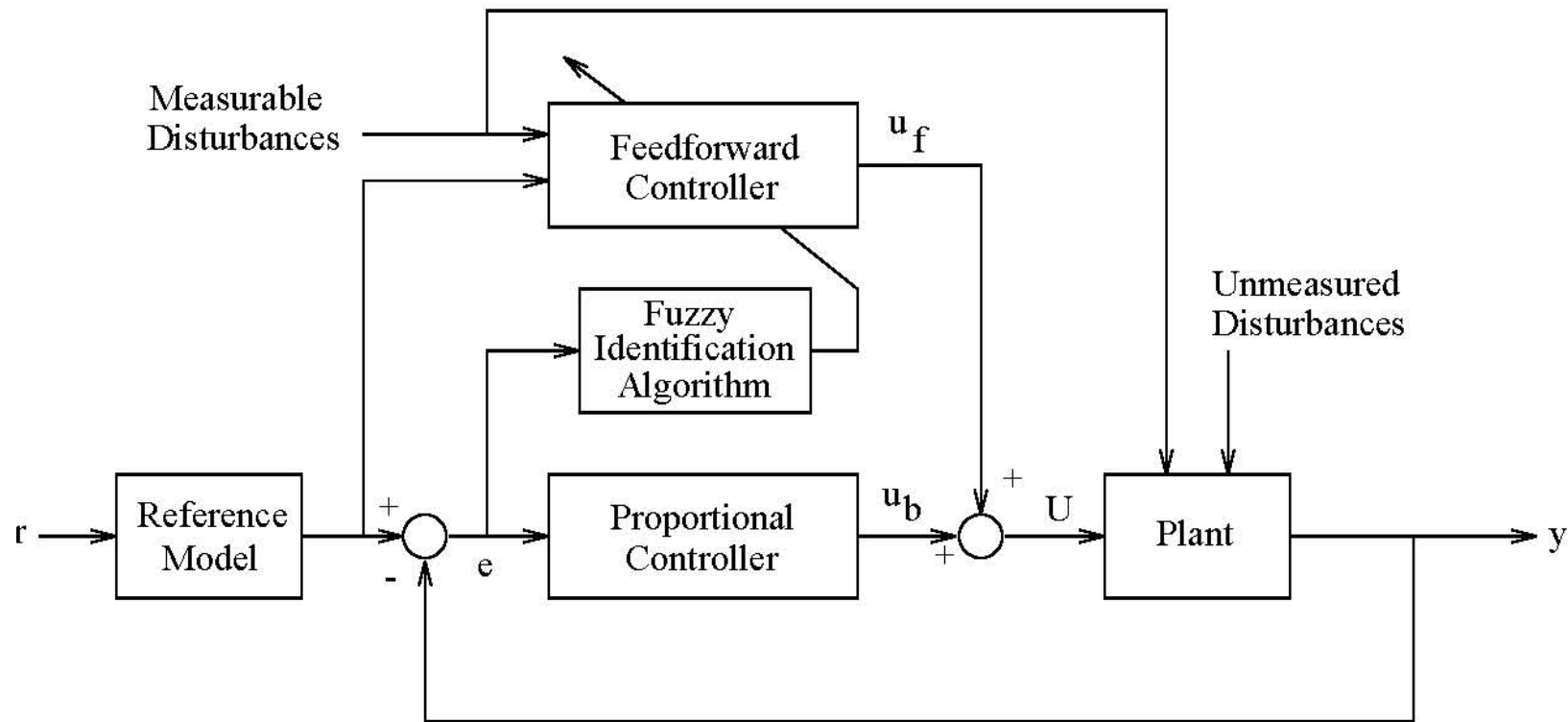


Resultados en tiempo real

- ✓ Rango operación: ≈ 4.2 a $200\text{ }^\circ\text{K}$ (saltos $20\text{ }^\circ\text{K}$)
- ✓ Funciones de pertenencia triangulares
- ✓ $K_p = [0.25\ 5]\text{ V/K}$;
 $T_i = [0\ 350]\text{ s}$;
 $T_d = [0\ 87.5]\text{ s}$

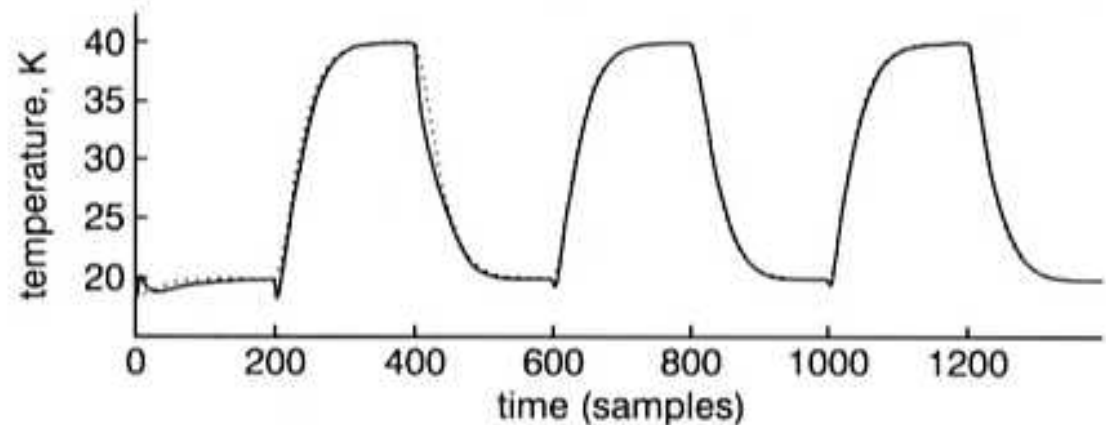
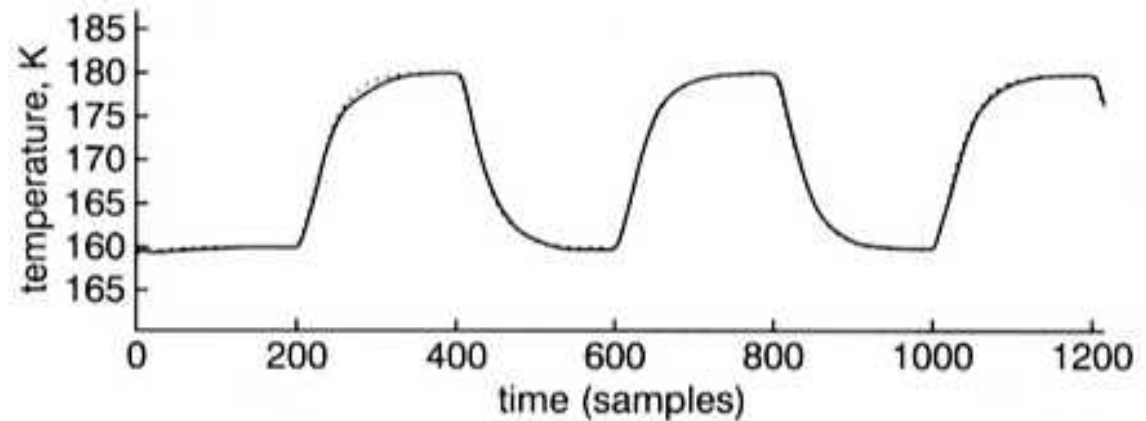


Controlador neuro-borroso adaptativo con auto-aprendizaje



Resultados

- ✓ Rango operación (altas y bajas temperaturas): 20 y 180 °K
 - ✓ saltos 20 °K
- ✓ Modelo de segundo orden de señal de referencia
- ✓ Control de flujo del Helio con un PI
- ✓ $n_d = 3$



Control Robusto e Inteligente de Buques de Alta Velocidad

- ▶ Reducir las aceleraciones verticales de un buque de alta velocidad
 - ▶ Las aceleraciones verticales originan fatiga y mareo
 - ▶ Estabilidad, seguridad, prestaciones
 - ▶ Navegación, cruceros, defensa, ...
 - ▶ Se ha definido un problema de control:
 - ▶ Modelo + Actuadores + Control



El barco

- ▶ Buque de alta velocidad “Silvia Ana” (40 nudos)
- ▶ Mar de la Plata y mar Báltico
 - ▶ 119 m de eslora
 - ▶ 14,696 m de manga
 - ▶ 2,405 m de calado
- ▶ 475 toneladas de peso
- ▶ 1.250 pasajeros
- ▶ 250 coches

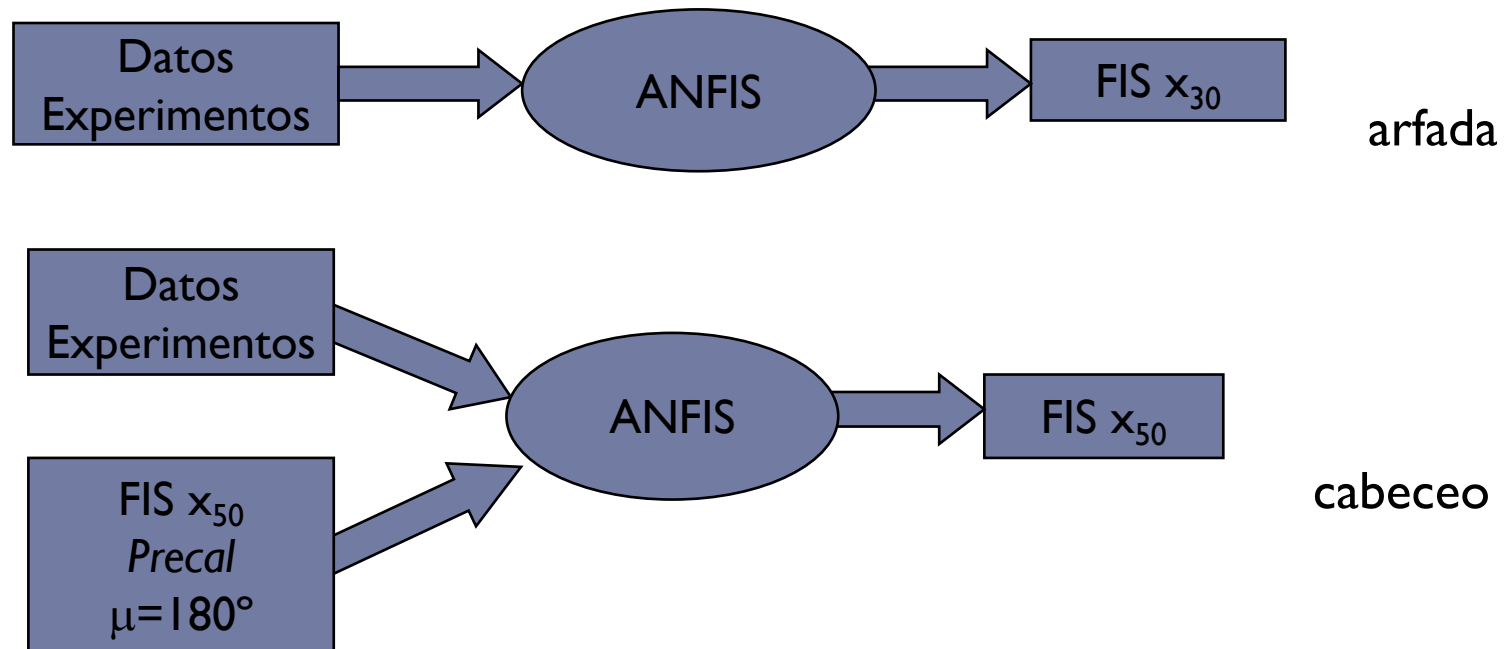


- ▶ Movimiento de tipo oscilatorio, con grandes inercias
- ▶ La dinámica varía de forma no lineal con la velocidad del barco y el estado de la mar
 - ▶ SNN (0-9): altura de las olas
- ▶ Parámetros acoplados
- ▶ Parámetros variantes en el tiempo
- ▶ Incertidumbre debida a las olas



Modelo FIS (Fuzzy Inference System)

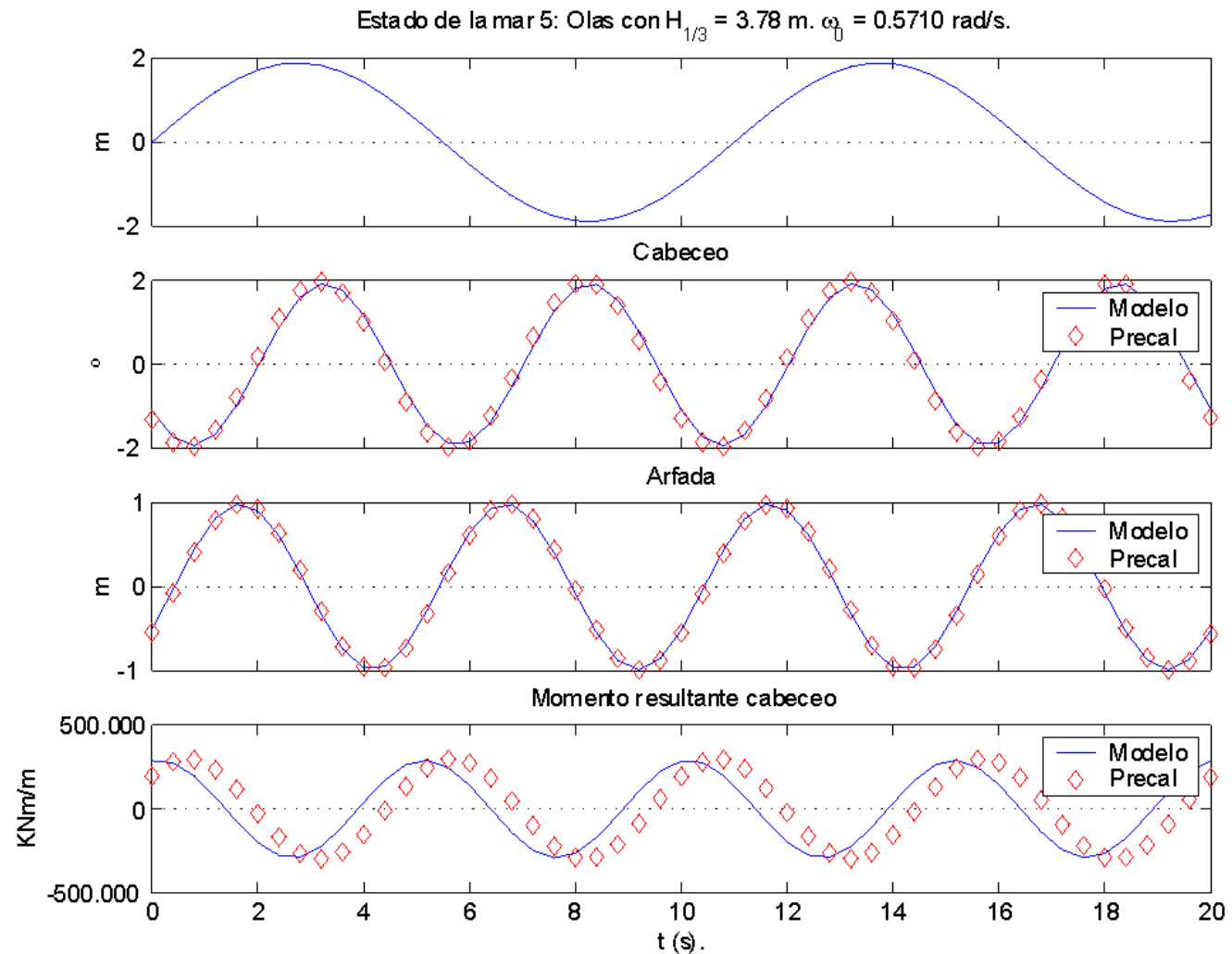
- ▶ **Dinámica**
 - ▶ Sistema no lineal 6 ecuaciones. Variables: velocidad y dirección
- ▶ **Olas**
 - ▶ Regulares. Variables: altura y longitud de onda.
 - ▶ La mar real: combinación de olas regulares (irregular y cambiante)
- ▶ **Salida**
 - ▶ Amplitud y fase de las aceleraciones verticales



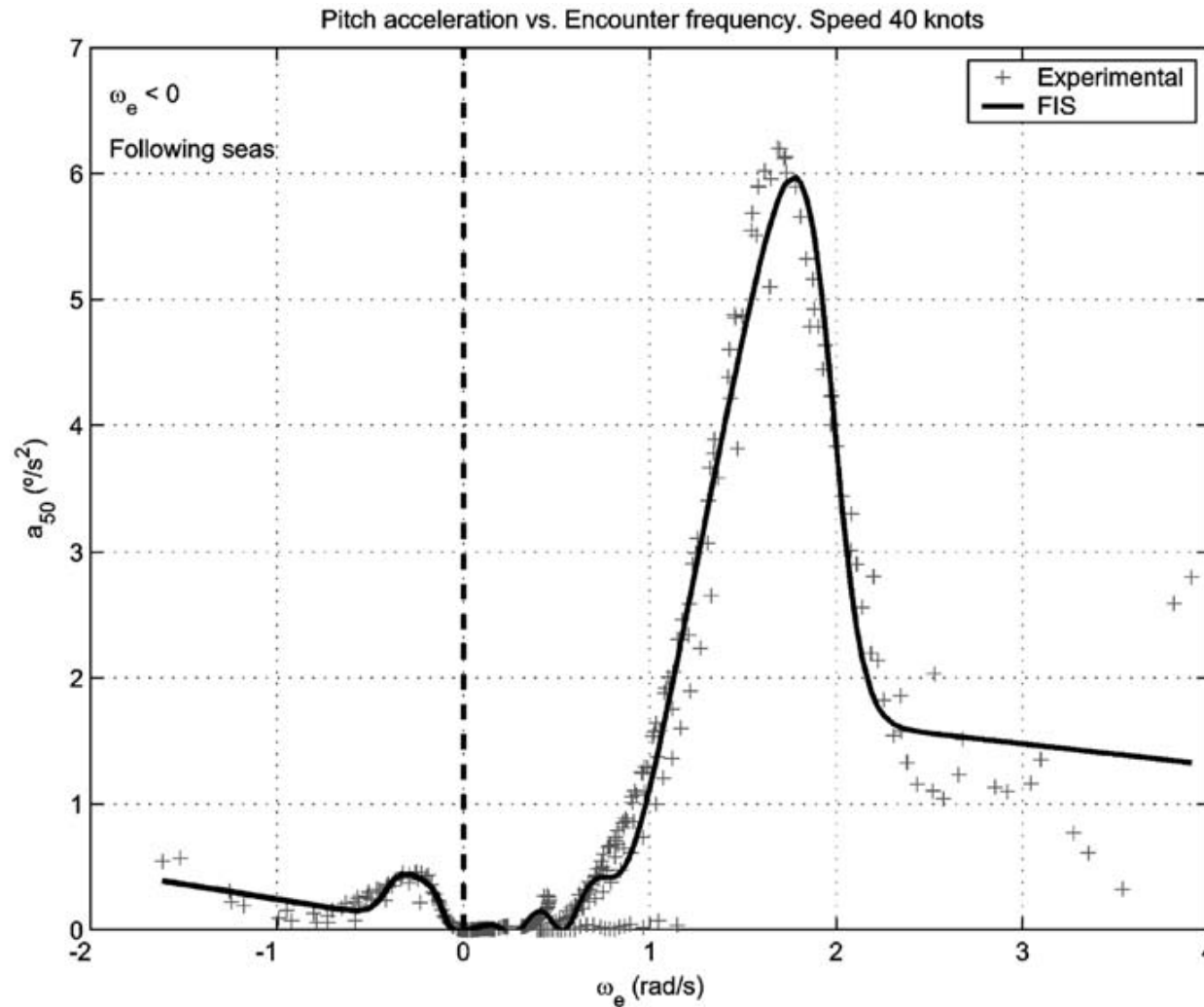
Resultados con datos de simulación

Modelo para:

- olas regulares de 3.78 m (SSN 5)
- Velocidad: 40 nudos
- mar de proa ($\mu=180^\circ$)



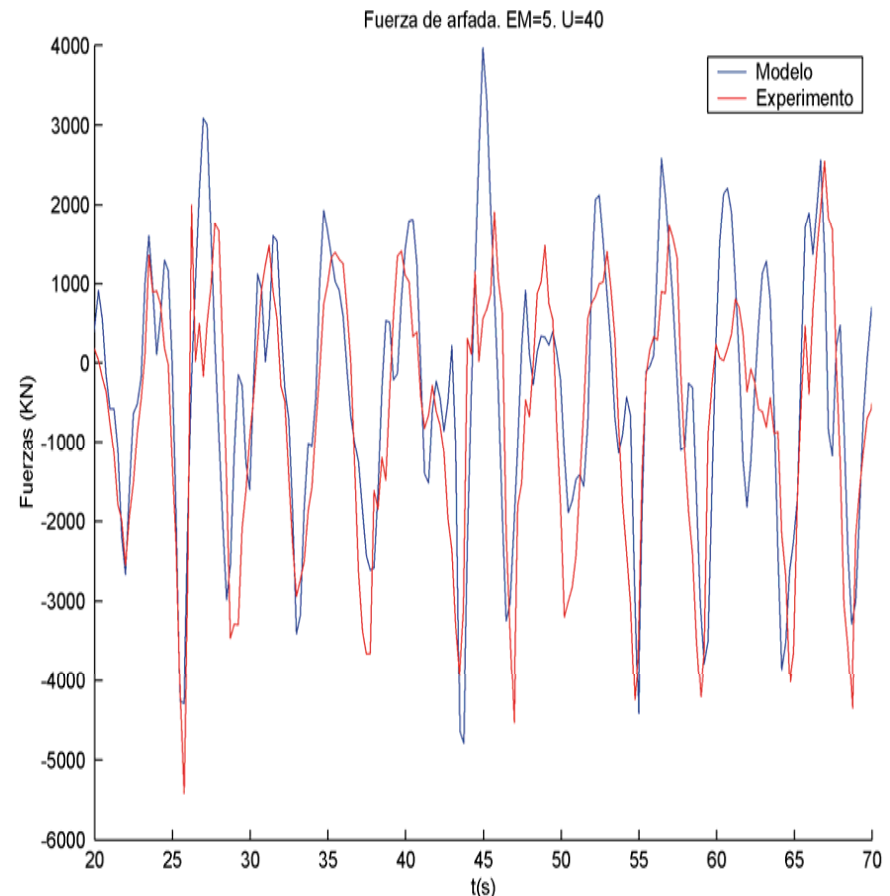
Resultados con datos experimentales



Modelo neuro-borroso predictivo

Momentos de *cabeceo* y de *arfada* a velocidad constante U dependen de las olas en n (10) instantes anteriores, intervalo $\Delta t = 1.5$ sec.

- ✓ Modelo con 200 parámetros ajustables
- ✓ FIS entrenado con 1/3 de los datos experimentales (1182), generalización con 1/3 y test con 1/3.
 - ✓ 10 entradas
 - ✓ 1 salida: momento resultante

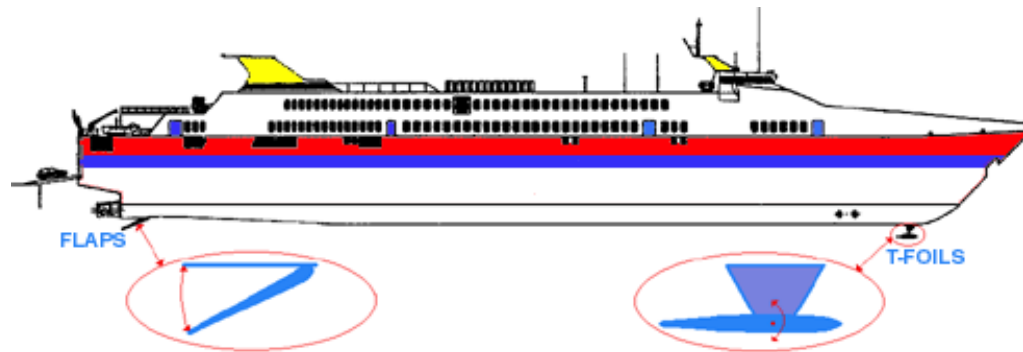


SNN 5, 40 nudos, olas de proa



Control en Seis Grados de Libertad de Ferries Rápidos para mejora de la seguridad y confort

- ▶ Las aceleraciones verticales son la causa del mareo (MSI: índice de mareo, *motion sickness incidence*)
- ▶ Se añaden aletas estabilizadoras en la proa (t-foil) y en la popa (flaps)
- ▶ Experimentos en canal de 152 m de largo, 30 m de ancho y 5 m de profundidad
- ▶ Olas regulares (1,7-15 m de longitud) y olas irregulares de cresta larga y corta



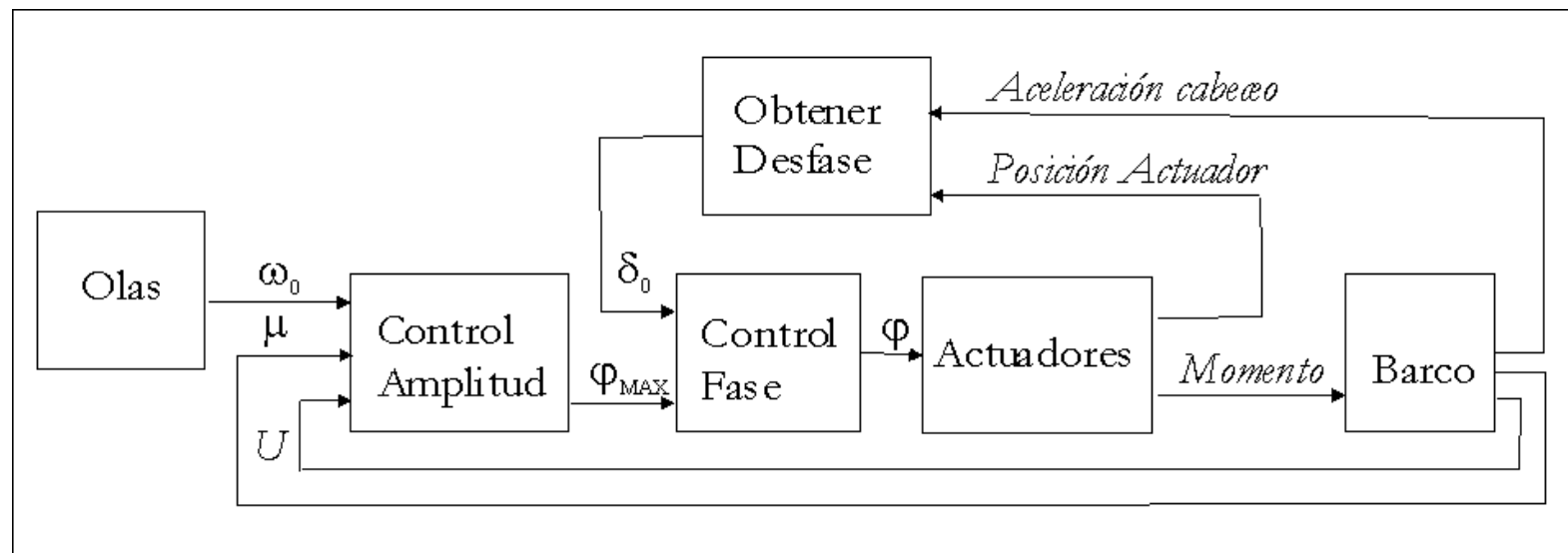
Maqueta

- ✓ Escala 1/25 (4.5 m)
- ✓ *T-foil* (+15/-15°) y para los *flaps* (15°)
- ✓ Sensores: altura de la ola, fuerzas de arrastre (babor y estribor), aceleraciones en varios puntos de la maqueta

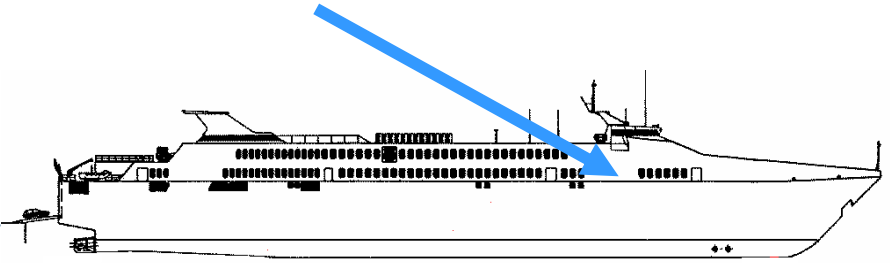


Control PID borroso Mamdani

- ✓ Dos Sistemas de Inferencia Borrosa de tipo Mamdani
 - ✓ Amplitud: controla los ángulos de apertura de los actuadores
 - ✓ Fase: controla la frecuencia de oscilación
- ✓ Reglas basadas en el conocimiento cualitativo del sistema
 - ▶ Aumentando el ángulo apertura, se reduce la frecuencia de oscilación
 - ▶ Al disminuir el ángulo de apertura, la frecuencia de oscilación aumenta



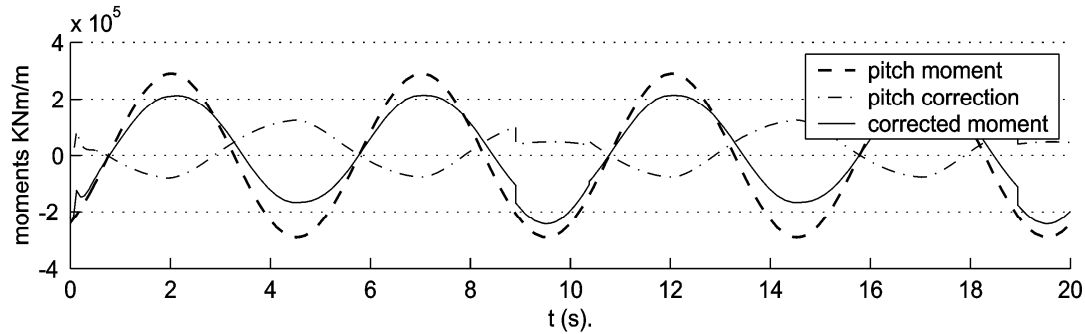
PID borroso



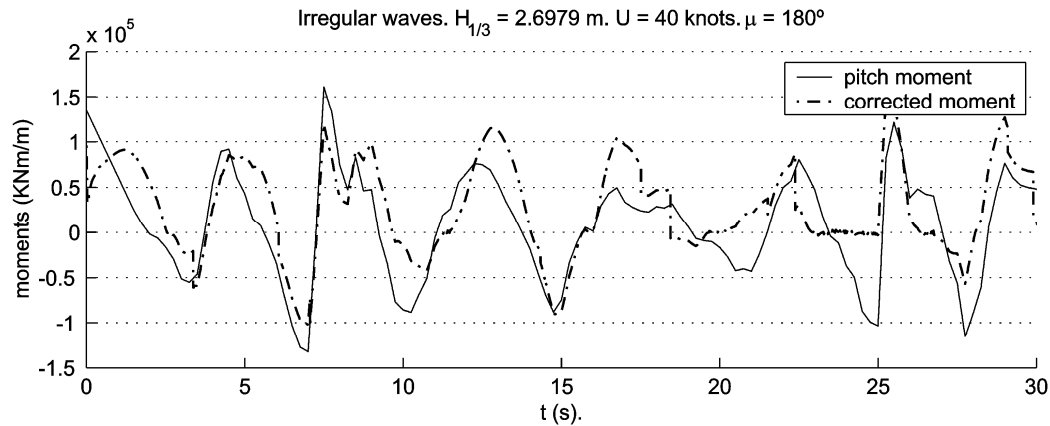
- ▶ 3 entradas: error, cambio en el error y error acumulado
 - ▶ El error es la aceleración WVA (Worst Vertical Acceleration)
 - ▶ Peor lugar del barco (40 m del c.o.g.)
- ▶ Salida: ángulo de ataque de cada actuador
- ▶ Adaptar el control con ganancias no constantes (8) con AG
 - ▶ Aplicar una ganancia a una variable es equivalente a desplazar o modificar las funciones de pertenencia de esa variable
 - ▶ 300 generaciones de 300 individuos (MPP machine SGI origin 2000)
 - ▶ 180000 simulaciones en 21 procesadores diferentes, paralelización
 - ▶ Cada cromosoma tiene 16 genes
 - ▶ $P_c = 0.8$; $P_m = 0.008$



Resultados de simulación



Olas regulares



Olas irregulares

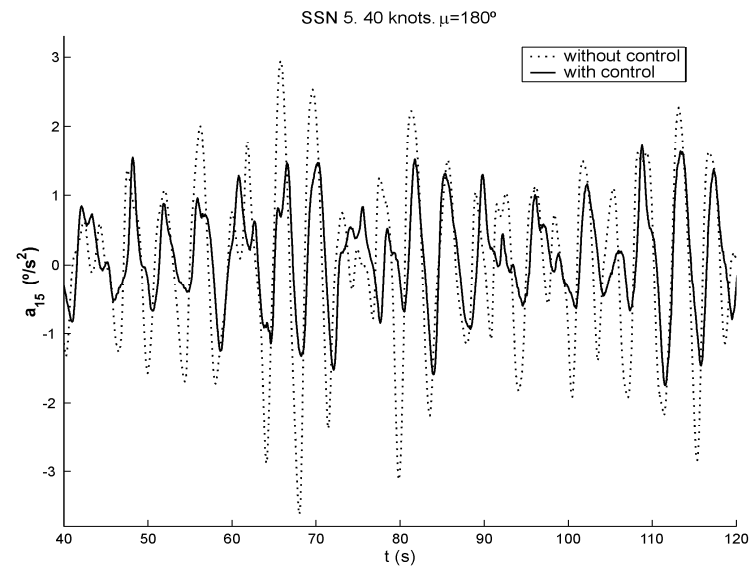
SNN	U	without actuator	without controller	with controller
4	20	0.11	0.10	0.09
4	30	0.03	0.03	0.02-3
4	40	0.09	0.07	0.07
5	20	0.32	0.31	0.30
5	30	0.41	0.38	0.36
5	40	0.53	0.49	0.46
6	20	0.42	0.42	0.40
6	30	0.55	0.53	0.51
6	40	0.65	0.63	0.61

MSI (índice de mareo)



Resultados experimentales

		SSN4, 40 knots	SSN5, 30 knots	SSN5, 40 knots
WVA (°/s ²)	without control	0.6069	0.9031	0.9900
	simulation	0.2962		0.7705
	experiment	0.2079	0.6673	0.5832
	improvement	65.7%	26.1%	41.1%
MSI	without control	4.0844	27.5710	27.5444
	simulation	0.5924		19.2531
	experiment	0.1843	17.7692	12.0813
	improvement	95.5%	35.6%	56.1%



Aceleración de cabeceo (SSN 5, 40 nudos, 180°)



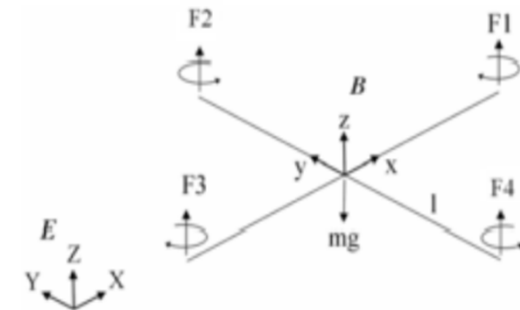
Control borroso de vehículo aéreos autónomos (UAV)

► **Entradas:** valores deseados de:

- Altura
- Ángulo de alabeo
- Ángulo de cabeceo
- Ángulo de arfada

• **Salida:** velocidad angular de cada uno de los cuatro rotores

- Dos rotores giran dirección reloj y dos al contrario



Controladores PID-borrosos

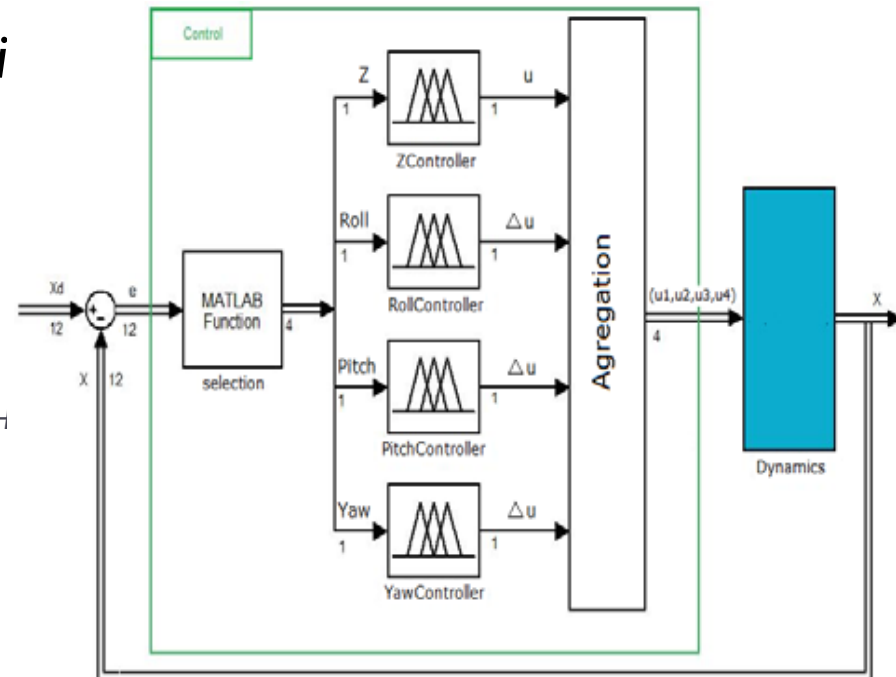
- ▶ 4 controladores Fuzzy Mamdani

$$\mu = \mu_z + \Delta\mu_{ROLL} + \Delta\mu_{PITCH} + \Delta\mu_{YAW}$$

- ▶ ALTURA: $\mu_z = f_1 + f_2 + f_3 + f_4 = 4f_z$
- ▶ ROLL: $f_2 = f_z - \Delta_{ROLL}$ $f_4 = f_z - \Delta_{ROLL}$
- ▶ PITCH: $f_1 = f_z + \Delta_{PITCH}$ $f_3 = f_z - \Delta_{PITCH}$
- ▶ YAW: $f_3 = f_z + \Delta_{YAW}$ $f_4 = f_z - \Delta_{YAW}$

- ▶ “Agregación” : acoplamiento entre las acciones de control de los 4 motores

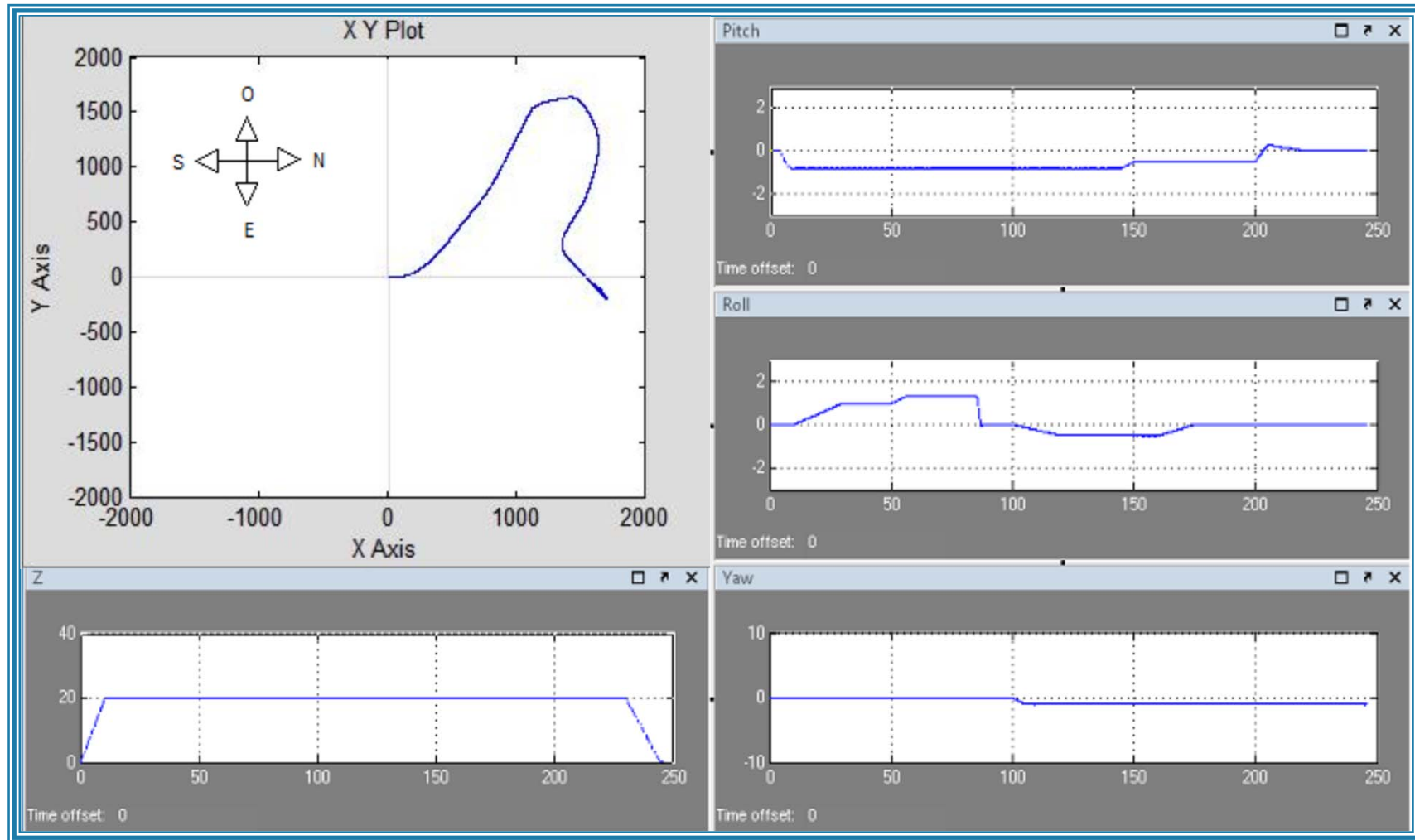
- ▶ Ganancias sintonizadas por prueba y error



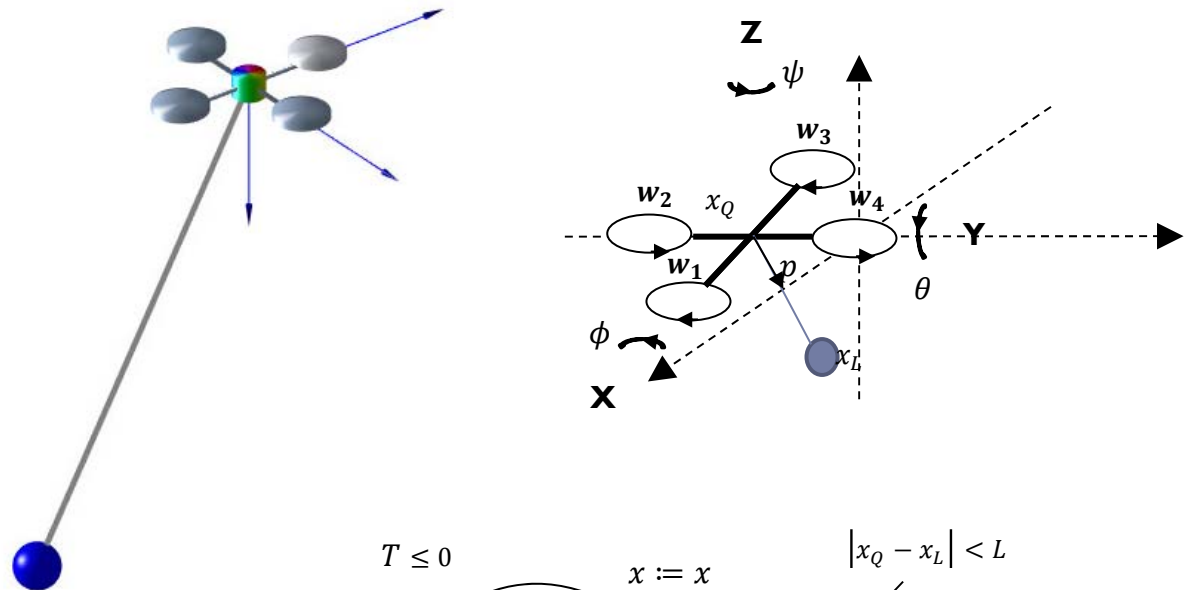
$$\mu = \sum_1^4 f_i$$



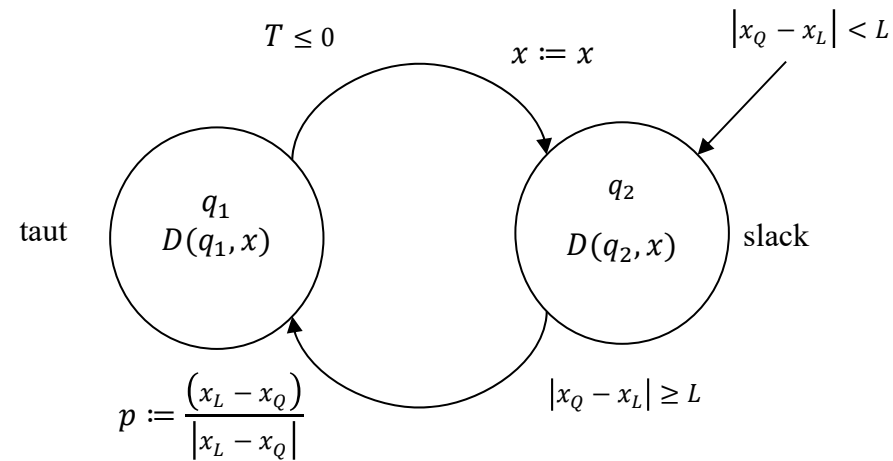
Resultados (Simulación)



Control de un UAV con carga suspendida



► Hybrid automata modelling

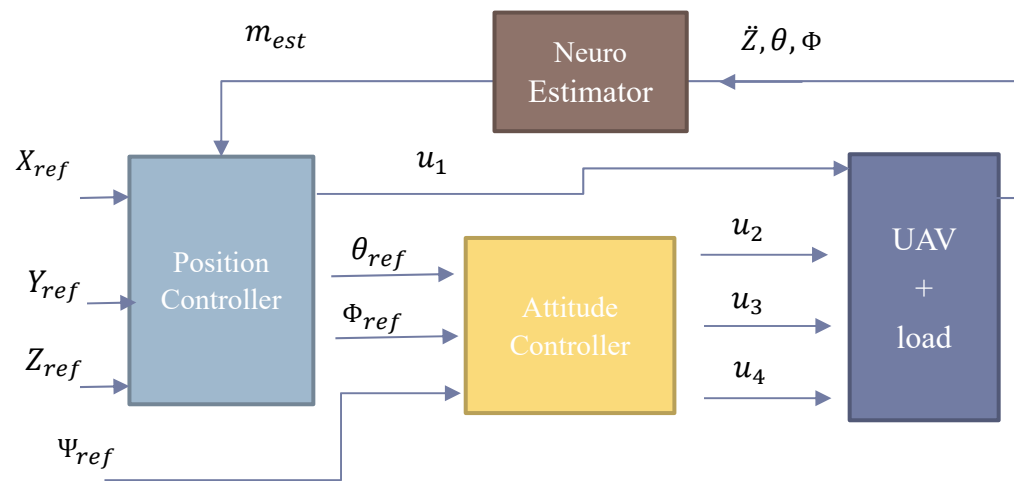


Directed graph quadrotor with suspended load

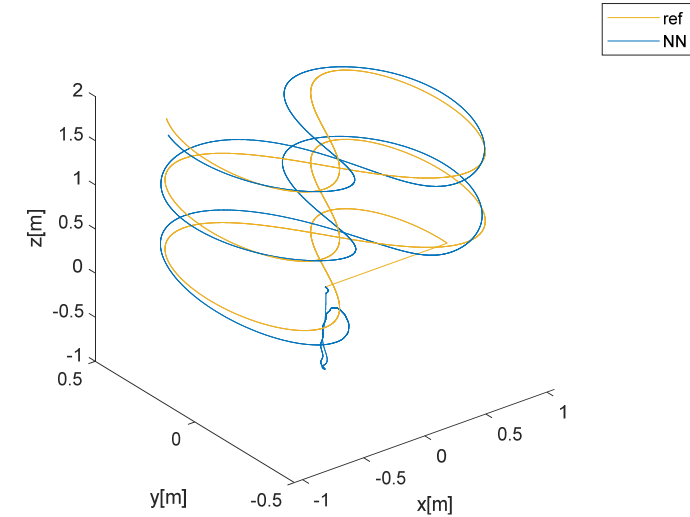


Intelligent neuro-controller

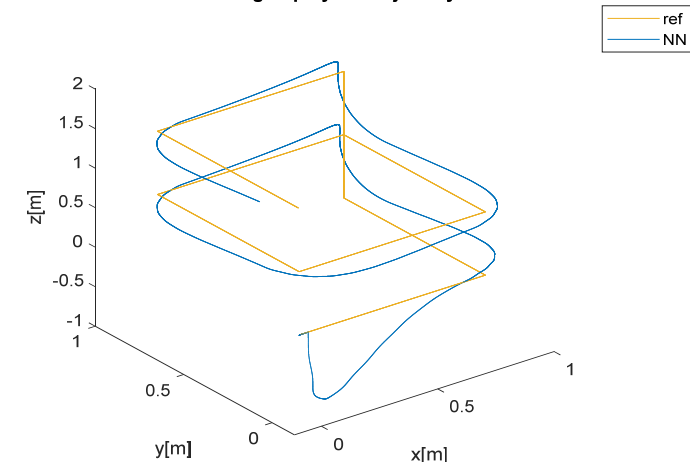
- ▶ A position and an attitude controller
 - ▶ feedback linearization
- ▶ Mass variation estimation
 - ▶ feedforward MLP neural network with on-line learning



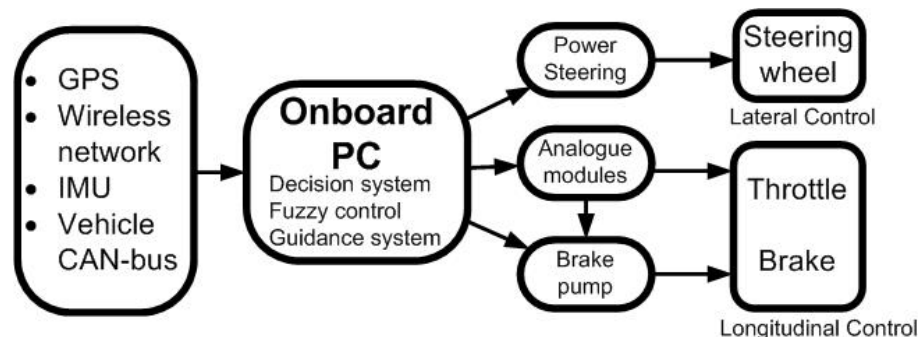
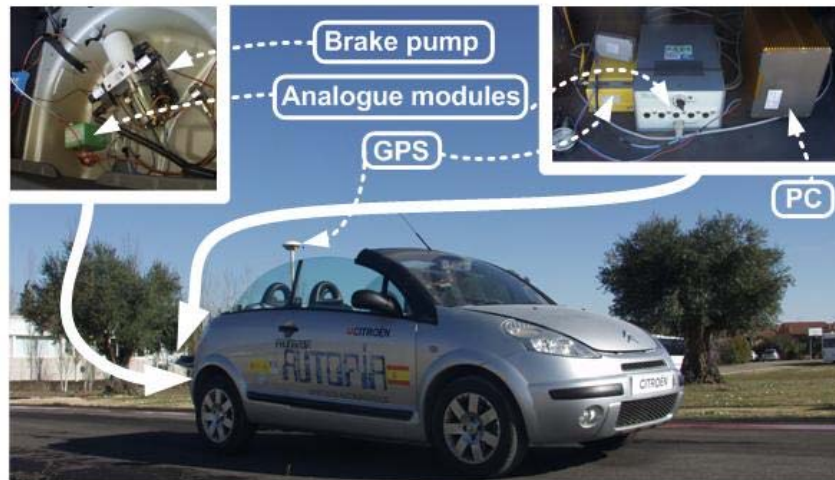
Tracking of helical lemniscate trajectory



Tracking of polyline trajectory



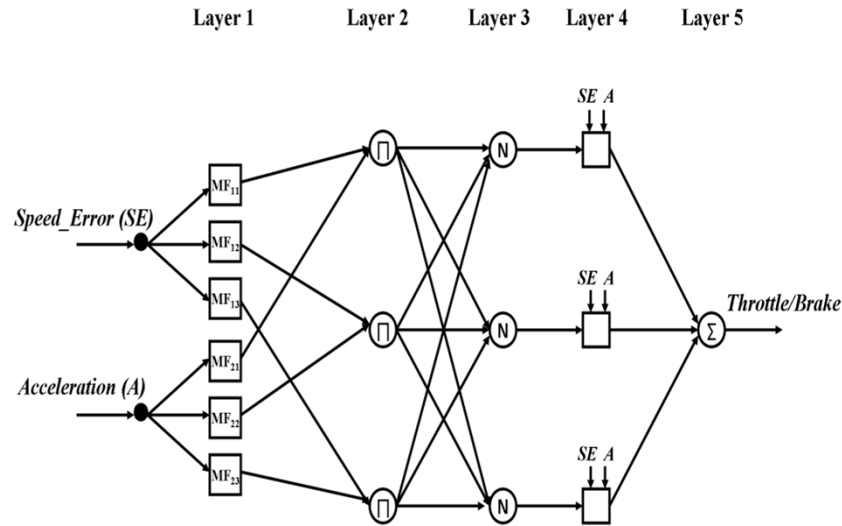
Control longitudinal neuro-fuzzy de un vehículo autónomo



- ▶ Sistemas de Transporte Inteligente (ITS): el control longitudinal (acelerador y freno) para prevenir:
 - ▶ Perturbaciones externas (aceleraciones bruscas)
 - ▶ Consumo innecesario de combustible
- ▶ Sistema neurofuzzy que incorpora conocimientos de conducción humana para ajustar un sistema de reglas fuzzy

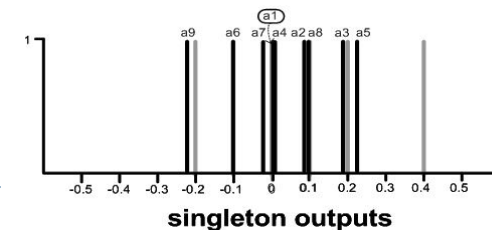
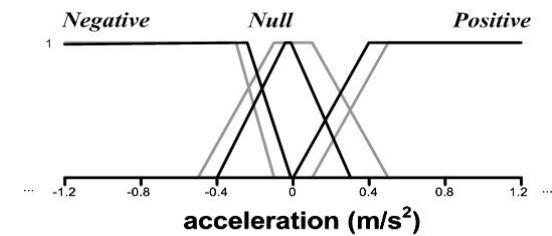
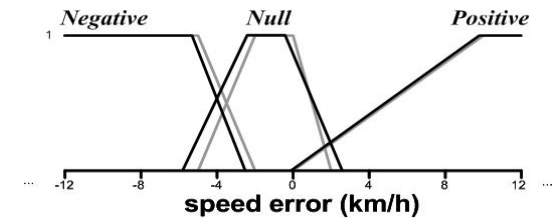


Controlador ANFIS



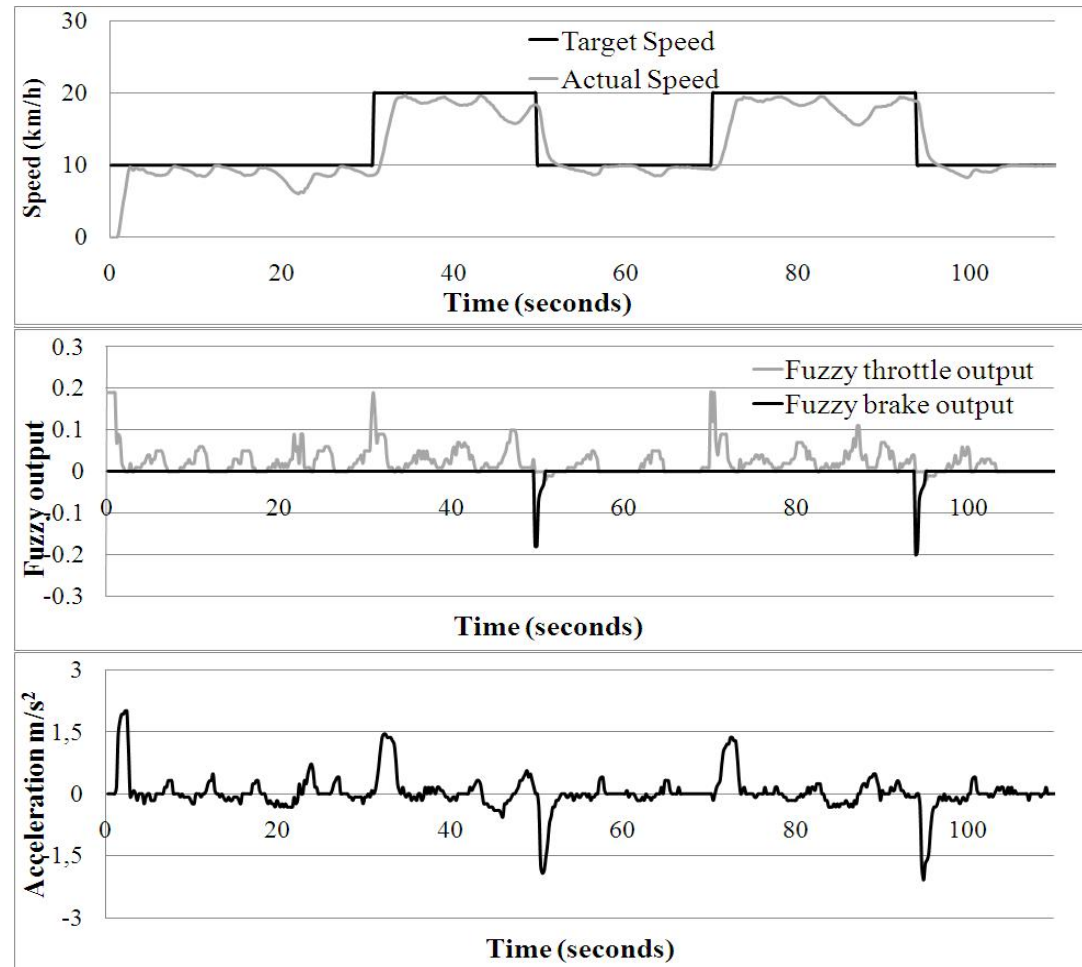
- IF Speed_error *Negative* AND Acceleration *Negative* THEN Output **a05**
- IF Speed_error *Negative* AND Acceleration *Positive* THEN Output **a02**
- IF Speed_error *Negative* AND Acceleration *Null* THEN Output **a03**
- IF Speed_error *Positive* AND Acceleration *Negative* THEN Output **a06**
- IF Speed_error *Positive* AND Acceleration *Positive* THEN Output **a07**
- IF Speed_error *Positive* AND Acceleration *Null* THEN Output **a09**
- IF Speed_error *Null* AND Acceleration *Negative* THEN Output **a01**
- IF Speed_error *Null* AND Acceleration *Positive* THEN Output **a04**
- IF Speed_error *Null* AND Acceleration *Null* THEN Output **a08**

Algorithm	ANFIS
System	Two-inputs/single-output
Membership functions type	Trapezoidal
No. membership functions	3
Inference system	Takagi-Sugeno
Number of rules	9
Iterations	500
Learning rate	0.001
Training algorithm	Back propagation
Training data set	510 samples (1 experiment)
Validation data set	987 samples (2 experiments)



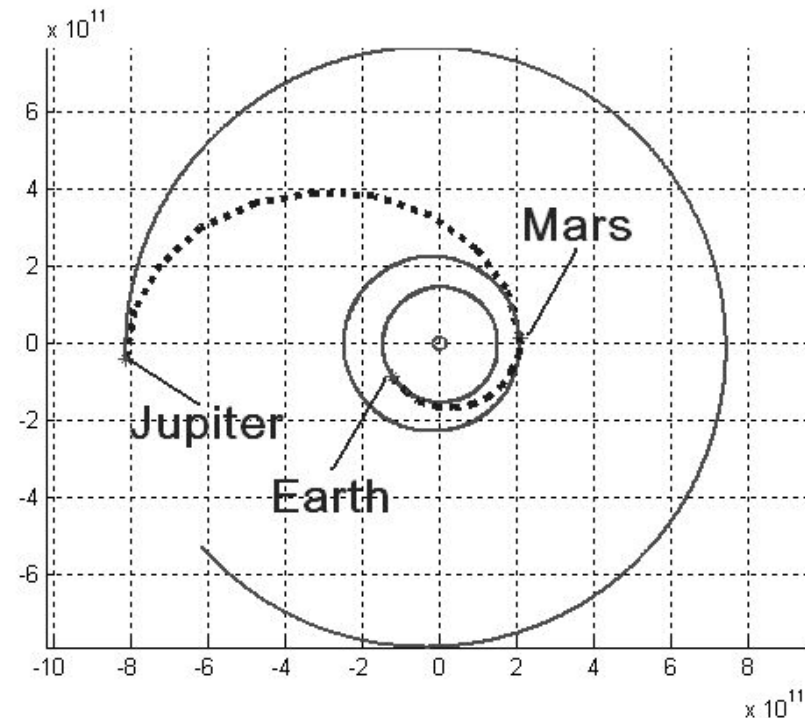
Resultados (reales)

- ▶ Reducción del 46,1% en el uso de la aceleración del motor
- ▶ El freno sólo se utiliza cuando se reduce la velocidad de referencia
- ▶ 55,7% de mejora en términos de eficiencia de frenado
- ▶ Más cercano a una conducción real



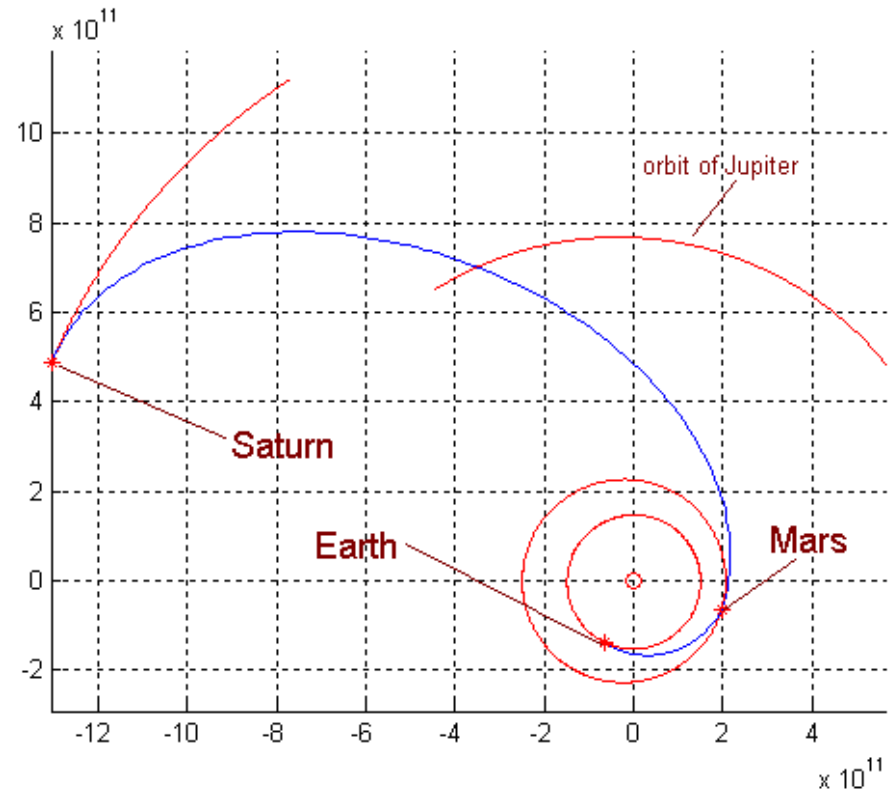
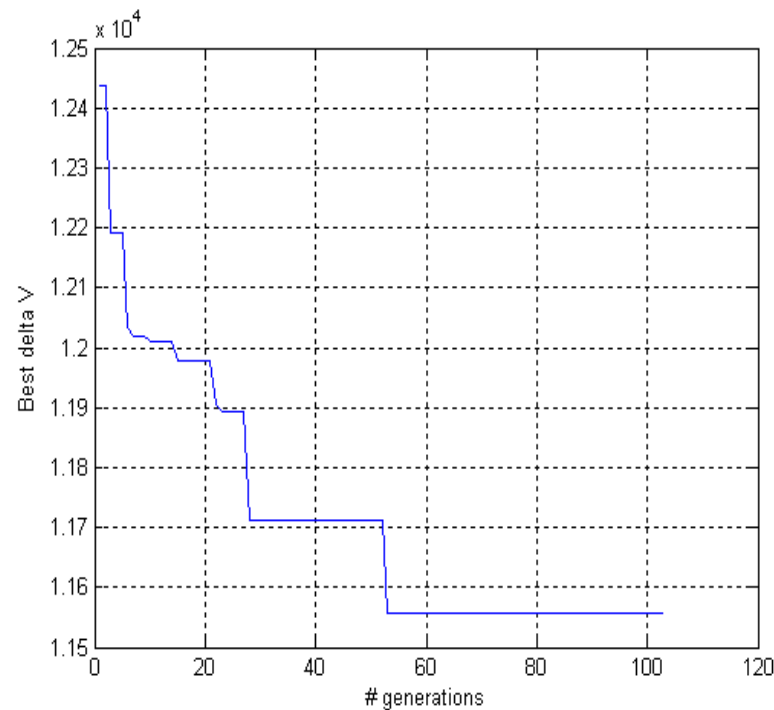
Optimización interplanetaria

- ▶ Trayectoria interplanetaria de una nave especial:
 - ▶ alcanzar a Júpiter desde una LEO (órbita terrestre baja) alrededor de la Tierra
 - ▶ asistencia gravitacional en Marte
 - ▶ minimizar combustible de la misión



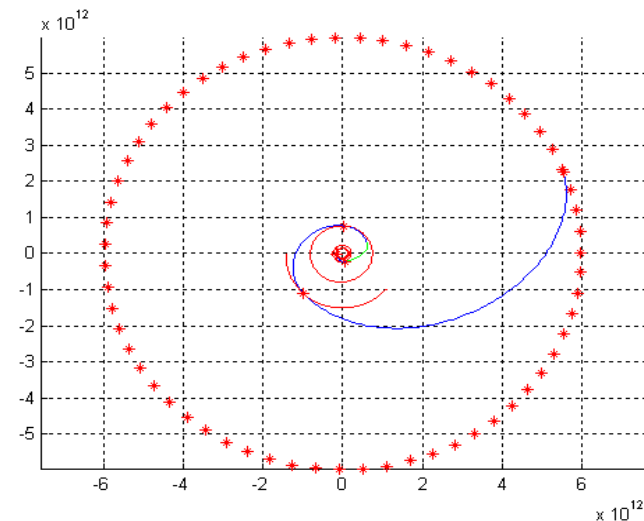
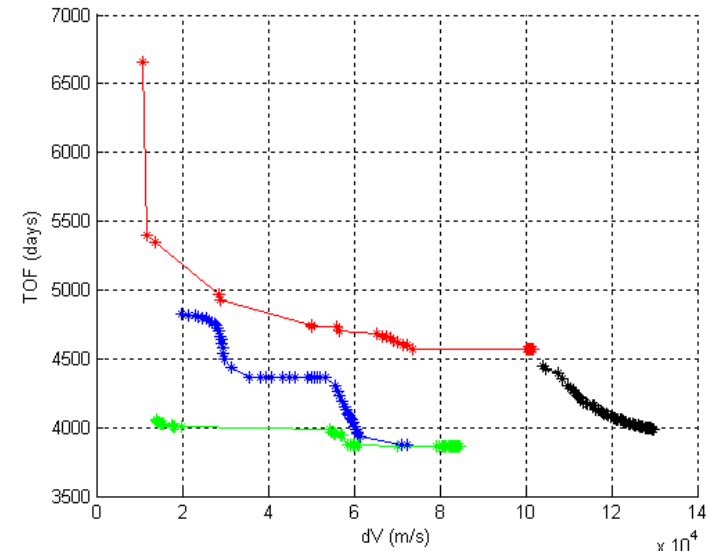
Resultados de la optimización interplanetaria con Algoritmos Genéticos

Tierra-Marte-Saturno



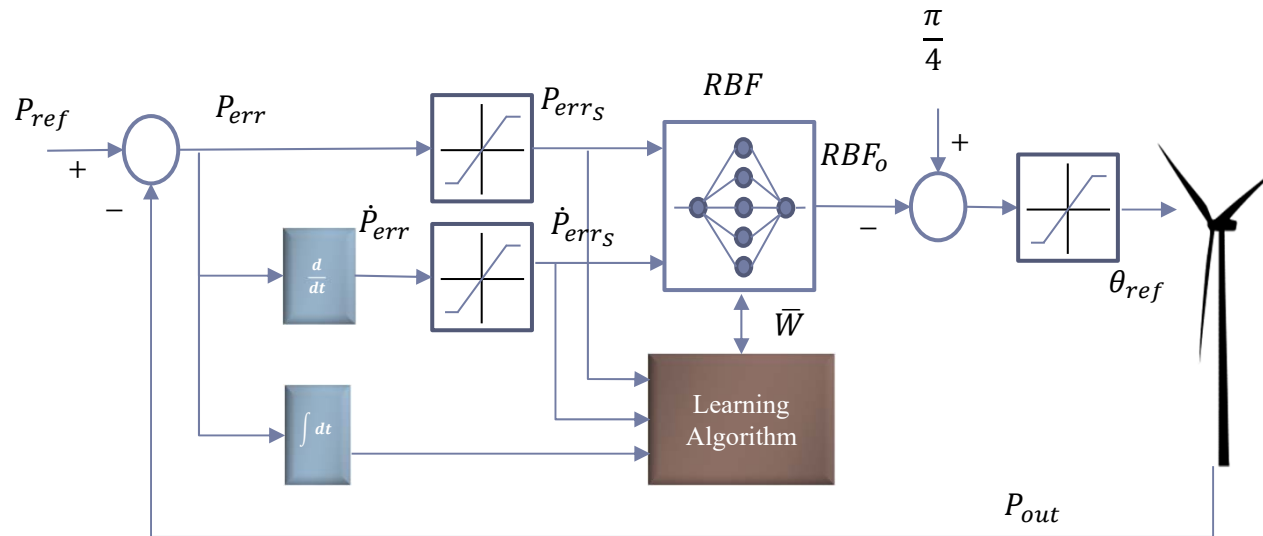
MOPSO: trayectoria interplanetaria Tierra – cinturón de Kuiper

- ▶ **Multi-Objective Particle Swarm Optimization:**
 - ▶ reducir al mínimo la duración de la misión (tiempo)
 - ▶ reducir el consumo de combustible (delta-V)
- ▶ **Parámetros del algoritmo:**
 - ▶ tiempo de salida (despegue) de la nave aeroespacial desde la Tierra;
 - ▶ tiempos de vuelo entre los planetas;
 - ▶ la anomalía heliocéntrica orbital de la nave al llegar al cinturón de Kuiper;
 - ▶ el tiempo final del vuelo desde el planeta visitado (última asistencia gravitatoria)



Neuro-control de pitch (palas) de turbinas eólicas

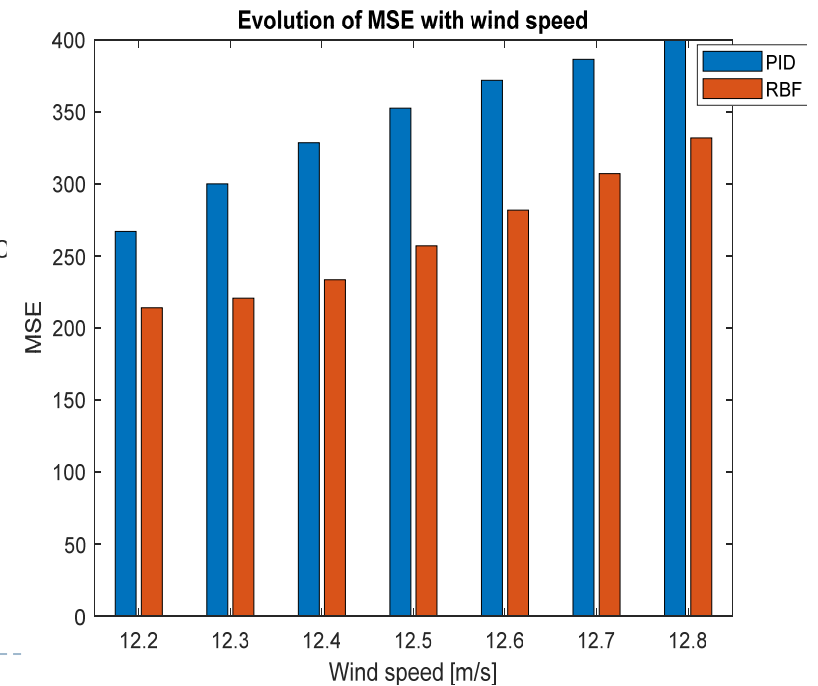
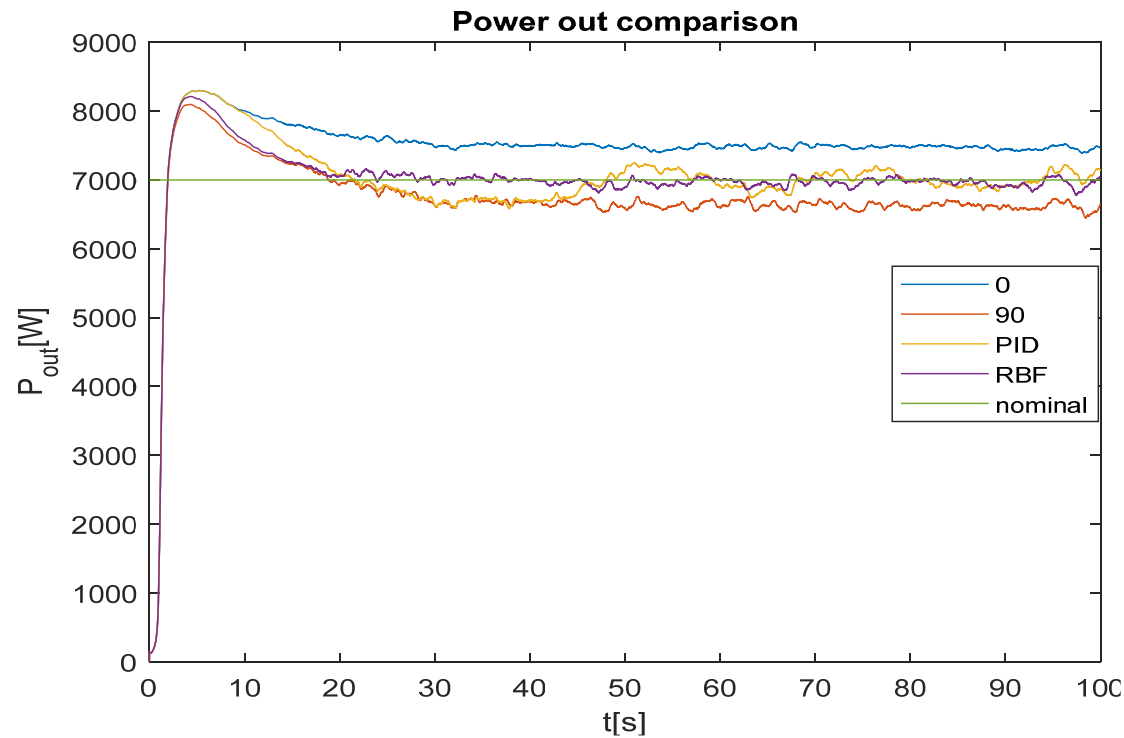
- ▶ Objetivo: estabilizar la potencia de salida a su valor nominal variando el ángulo de las palas



- ▶ El controlador es una red neuronal radial (RBF) con un algoritmo de aprendizaje no supervisado



Neuro-control de pitch (palas) de turbinas eólicas

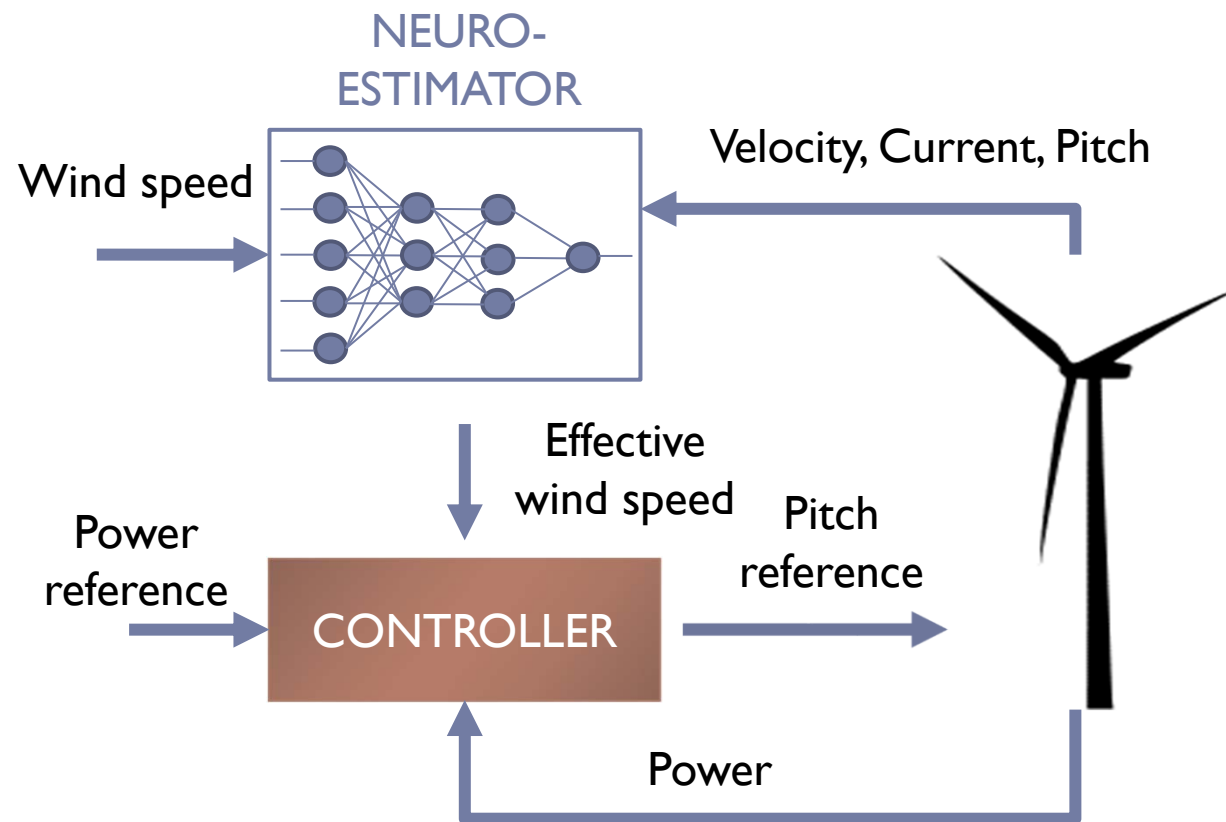


Control de pitch de turbinas eólicas flotantes

▶ Improving Wind Turbine Pitch Control by Effective Wind Neuro-estimators

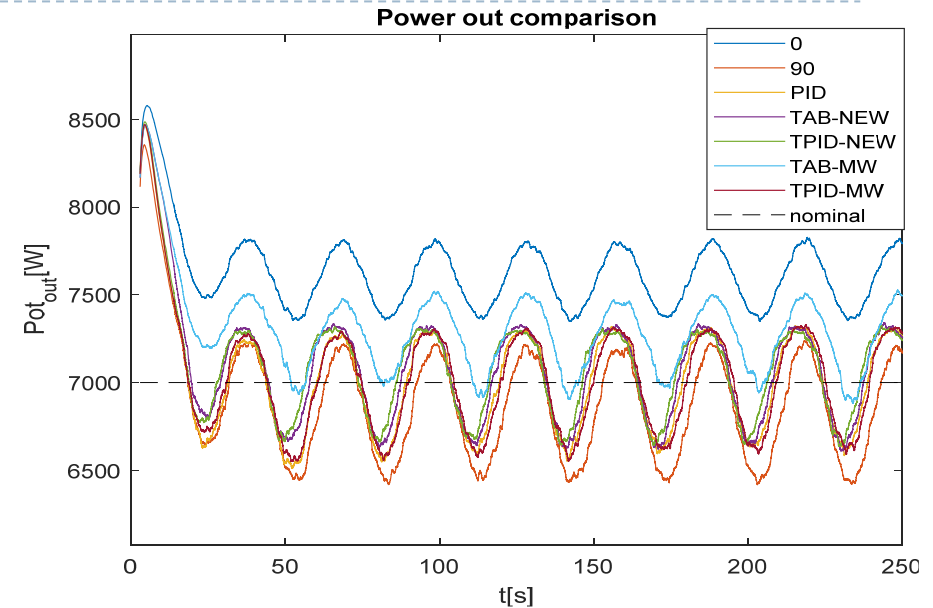
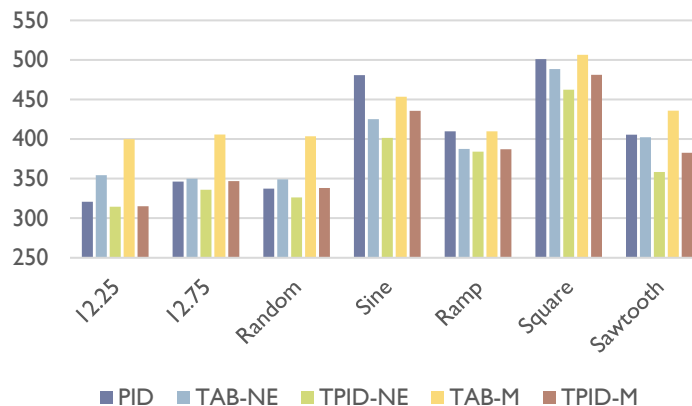
▶ The control system:

- ▶ PID controller
- ▶ a lookup table
- ▶ a neuro-estimator
- ▶ a virtual sensor



Control de pitch de turbinas eólicas flotantes

- ▶ PID controller
- ▶ Lookup table + effective wind estimated by the neural network (TAB-NEW)
- ▶ Lookup table + PID + effective wind estimated by the neural network (TPID-NEW)
- ▶ Lookup table + PID + wind sensor (TPID-MW)
- ▶ Lookup table + wind sensor (TAB-MW)



Output power with random wind and external disturbance

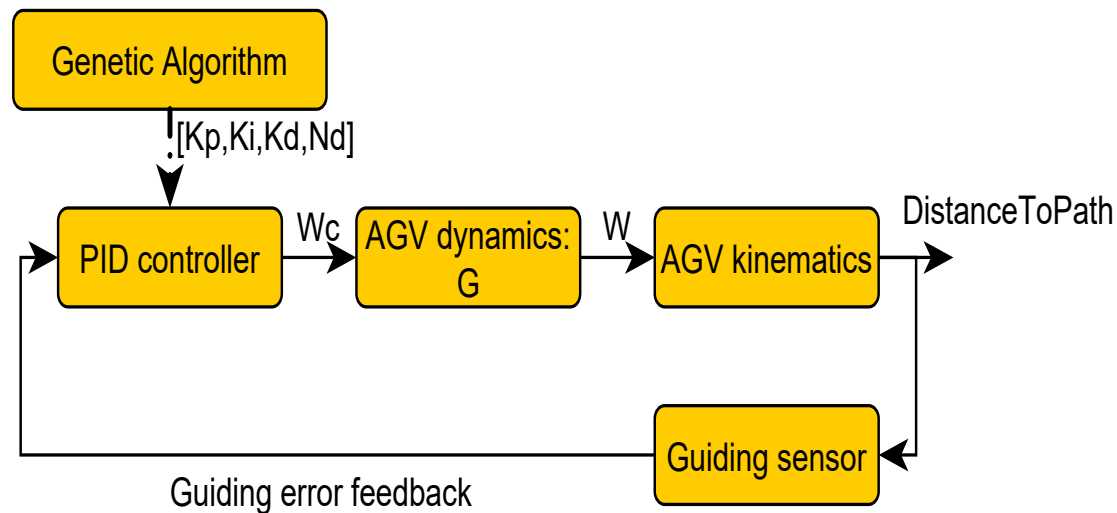
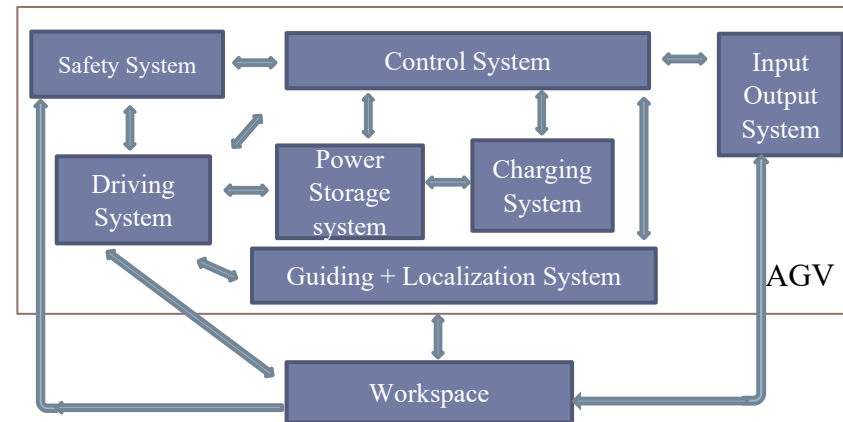
Wind type
 12.25
 12.75
 Random
 Sine
 Ramp
 Square
 Sawtooth



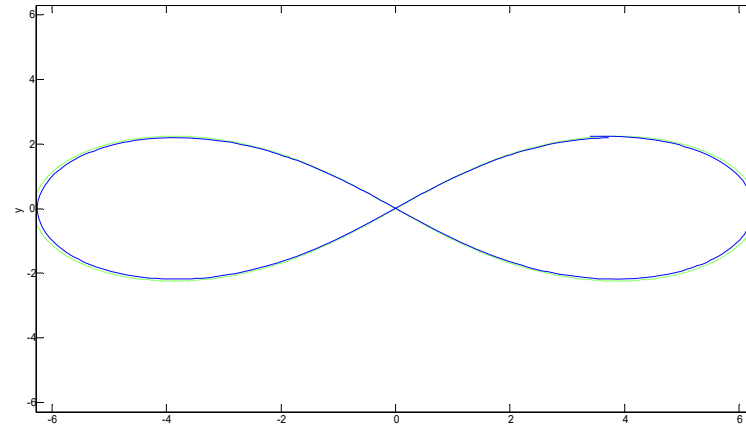
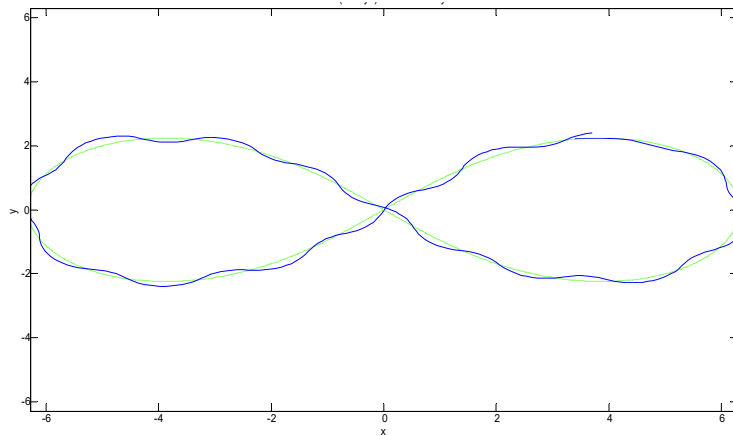
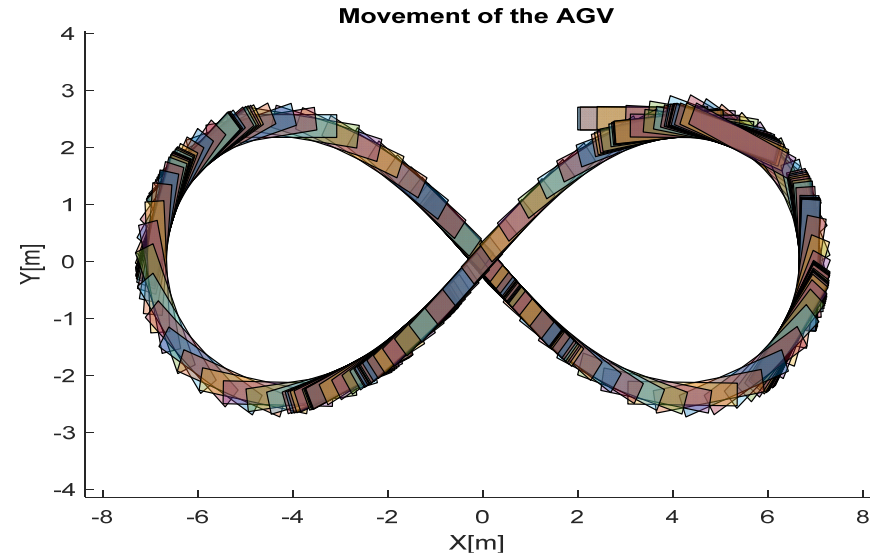
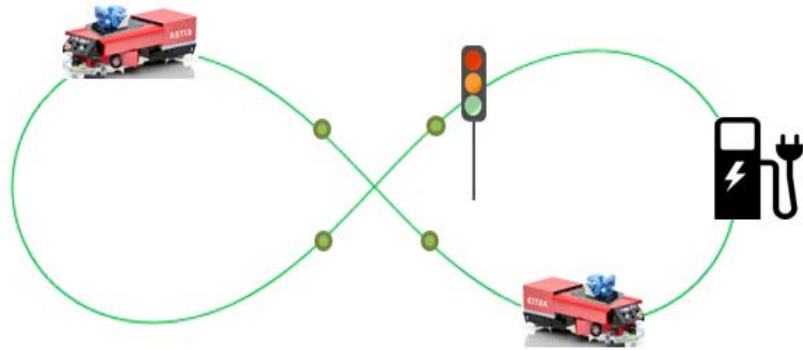
Automated Guided Vehicles (AGV)



Unibot AGV (ASTI Mobile Robotics)



Sintonía con Algoritmos Genéticos del controlador



Otras aplicaciones

- ▶ **Sintonía** de controladores borrosos
- ▶ Sistema inteligente reconfigurable para el control eficiente del **alumbrado en carreteras**, basado en lógica borrosa y redes sensoriales de bajo consumo
- ▶ Control inteligente para el **confort en el transporte ferroviario**
- ▶ Neuro-control de **grúa pórtico**
- ▶ Control borroso de **columna de destilación**
- ▶ Sistema fuzzy de **inversión en bolsa**
- ▶



-
- ▶ El área del control inteligente ha demostrado ser una aproximación eficiente para aplicaciones de ámbito muy variado: industrial, medio ambiente, espacial, químico, transporte, vehículos, ...
 - ▶ La diversidad de tecnologías, su potencialidad y flexibilidad hacen que esta línea tenga numerosas posibilidades de aplicación
 - ▶ Su facilidad de diseño y en algunos casos simplicidad computacional permiten resolver problemas complejos en tiempo real



-
- ▶ La mayoría de estas aplicaciones de control inteligente han sido desarrolladas dentro del Grupo de Investigación ISCAR (Ingeniería de Sistemas, Control, Automática y Robótica) de la Universidad Complutense de Madrid



<http://www.dacya.ucm.es/area-isa/>



Matilde Santos Peñas
Facultad de Informática, UCM

!Gracias!

