

# CONTROL ROBUSTO LINEAL: *ideas básicas y caso de estudio*

Antonio Sala

DISA – AI<sup>2</sup> Universitat Politècnica de València  
Ciclo de Conferencias UNED Automática – 2022



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA

# Sobre mí

[Antonio Sala]

Trabajo como CU en Univ. Polit. Valencia, Depto. Ing. Sistemas y Automática, también adscrito a instituto AI<sup>2</sup>.

Me dedico a cosas bastante variadas:

- 1 control óptimo, predictivo, robusto, LPV/Takagi-Sugeno.
- 2 Control inteligente, aprendizaje, estadística multivariable, ...

### 3 Vídeos docentes de Automática

¿TE SUSCRIBES?

- Canal YouTube      A. Sala: Modelado, Identificación, Control  
<https://www.youtube.com/channel/UCILAiY0qDUihxt-0norW76g>
- Colección de materiales asociados a los vídeos:  
<http://personales.upv.es/asala/docenciaonline/>

\*Agradezco UNED (Sebastián Dormido, Fernando Morilla) invitación a esta charla.



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA

# Control Robusto: motivación

Los errores de modelado son omnipresentes: no-linealidad, dinámica no modelada, parámetros mal estimados, ... Es importante diseñar controladores con garantías de que lo van a tolerar adecuadamente (conseguir *prestaciones robustas*).

## Objetivos:

- Introducir el problema a resolver y su perspectiva histórica.
- Comprender las ideas básicas que subyacen al control robusto lineal basado en  $\mathcal{H}_\infty$  y pequeña ganancia escalado ( $\mu$ -síntesis,  $\approx 1990$ 's), basándose en un caso de estudio aplicado a  $G(s) = \frac{1}{s^2}$ .

# Sección 1

## Preliminares

# Objetivos del control (robusto... ¿o todas las técnicas?)

Los procesos tienen errores de modelado: no-linealidades y dinámica de alto orden (no modeladas o simplificadas), parámetros mal identificados o variantes en el tiempo...

El control debe, por orden de **prioridad**, garantizar:

- 1 Que “simulación” se parezca a “experimento” **ROBUSTEZ**
- 2 Que “simulación” tenga prestaciones “buenas” (si se cumple 1, ello implica que “experimento” será satisfactorio). **PRESTACIONES**
- 3 Que los modelos y las estrategia de control sean “simples” de entender, implementar, mantener **BAJA COMPLEJIDAD**

# Consideraciones “cualitativas/prácticas” control robusto

## 1.- Limitaciones de amplitud de señales:

- No excites no-linealidades, no satures.

## 2.- Limitaciones de rapidez de señales:

- Si tu identificación era ante “escalón” (baja frec), no excites altas frecuencias.
- El modelo de tu proceso y tu actuador a alta frecuencia es BASURA.
- No cambies referencias demasiado rápido: en procesos paso-bajo, seguirlas requiere amplitudes y frecuencias altas en acc. de control.

## 3.- Si algo no funciona, compra más sensores y mejora ancho de banda de actuadores.

## 4.- Diseña procesos fáciles de controlar (poco acoplados, rápidos, repetibles, bien condicionados, ...).

**\*** Esto es lo que la gente “práctica” hace para que “las cosas funcionen”, sin saber ni quién era Laplace.



# Revisión histórica de enfoques en control robusto\*

\*LINEAL

- Prueba y error... sintonizar un PID a mano que funcione, evitar ganancias altas en procesos estables (desde que se inventó la realimentación), reglas transp. 6.
- Márgenes de fase, ganancia, retardo en PID's (1940-60), metodologías gráficas SISO en frecuencia (diag. Bode, Nyquist, Nichols).  $1 + GK = 0$  robusto si  $G(j\omega)K(j\omega)$  lejos de  $-1$ .
- Pasividad, Popov, Criterio del Círculo (1950-60) para incert. no lineal.
- Quantitative Feedback Theory (1960), añadir "plantillas" de posibles errores de modelado a lo anterior. Una buena propuesta para 1960 (resolución gráfica), pero no para 1990+ (sólo aplica a SISO y mejor optimizar con Matlab).
- **Control óptimo  $\mathcal{H}_\infty$  y  $\mu$ -síntesis (1985-95).**  
 Incluye y generaliza todo lo anterior. [Objetivo de esta charla]
- Extensiones ( Integral Quadratic Constraints, Sistemas Politópicos, Planif. Ganancia, retardo variante) a partir de 1995...

## Sección 2

# Enfoque “cuantitativo”: análisis de robustez

# Objetivos del enfoque cuantitativo

Incluir en el análisis o diseño el **error de modelado**. Intentar **cuantificar** la "probabilidad", "confianza" o "**margen**" de que un diseño funcione "en la práctica".



# Modelado de sistemas lineales inciertos

El proceso real se supondrá  $G_{real}(s, \Delta)$  siendo  $\Delta$  un vector de “incrementos” de parámetros inciertos o dinámica no modelada que toma valores en un cierto conjunto  $\mathbf{\Delta}$ , siendo su **valor nominal** de **0**.

**Ejemplo red RC:**  $G = 1/(RCs + 1)$ , con valores nominales de  $R = 100$ ,  $C = 10^{-4}$  y tolerancias de 5% + dinámica de actuador (fuente alim.) no modelada. Lo modelamos como:

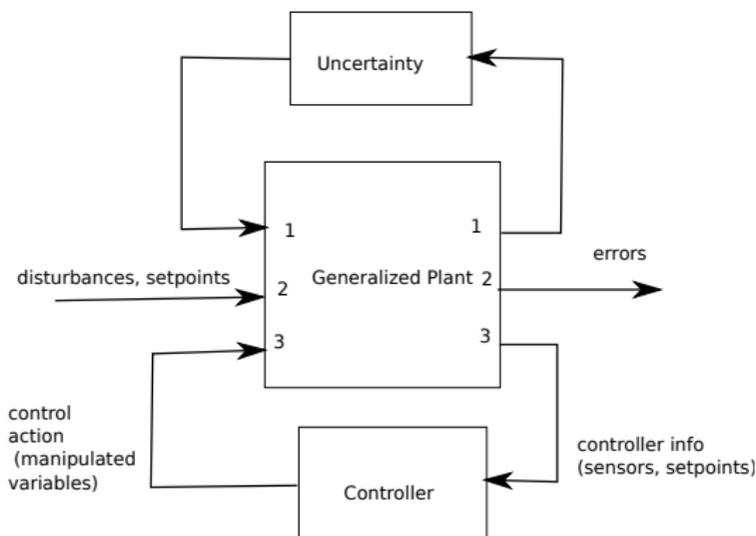
$$G_{real}(s, \underbrace{\delta_R, \delta_C, \delta_N}_{\Delta}) = \frac{1}{100(1 + \delta_R) \cdot 10^{-4}(1 + \delta_C) \cdot s + 1} \cdot (1 + \delta_N(s))$$

y acotaremos el “tamaño” de  $\delta_R$ ,  $\delta_C$ , y  $\delta_N$  (el último en función de la frecuencia).

$$G_{nominal} = G(s, 0, 0, 0) = \frac{1}{10^{-2}s+1}$$

# El problema generalizado con incertidumbre

Planta generalizada  $3 \times 3$  con incertidumbre:



\*Con adecuados **escalados y ponderaciones en frecuencia**, incertidumbre  $\|\Delta\|_\infty < 1$ :

**objetivo de control:** que  $\|\text{errores}\|_2 \leq \|\text{ent. exógenas}\|_2$  para todo  $\Delta$  tal que

$\|\Delta\|_\infty < 1$ .

\*No se puede optimizar directamente controlador:  $\Delta$  es **desconocida**.



## Sección 3

# Ejemplo Robust Control Toolbox (MATLAB)

# Doble integrador con dinámica de actuador y masa inciertas, fuerzas externas: diseño $\mu$ -síntesis

© 2022, Antonio Sala Piqueras, Universitat Politècnica de València. Todos los derechos reservados.

Este código ejecutó sin errores en Matlab R2022a

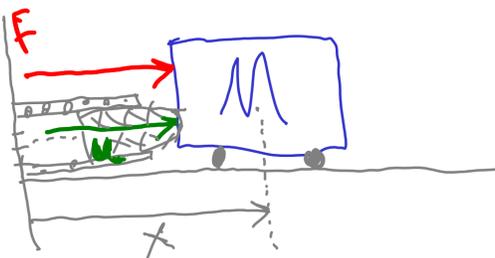
**Objetivos:** comprender el workflow de un diseño  $\mu$ -síntesis en un caso monovariable de seguimiento de referencias y rechazo de perturbaciones a la entrada (combinado en un único problema), en un ejemplo sencillo (doble integrador).

## Tabla de Contenidos

Diagrama conceptual del proceso a controlar.....	1
Construcción modelo planta física incierto.....	1
Construcción de planta generalizada para prestaciones robustas.....	4
Planta generalizada NO ponderada.....	4
Planta generalizada ponderada.....	5
Cálculo del control robusto por método $\mu$ -síntesis.....	6
Regulador state-space genérico.....	6
Regulador PID.....	7
Musyn: Reducción de orden.....	8
Respuesta temporal en bucle cerrado.....	8

## Diagrama conceptual del proceso a controlar

Masa (incierto) a ser movida a una cierta posición con actuador incierto y perturbaciones de fuerza (perturbación a la entrada, en la "jerga" de control de procesos) a rechazar.



## Construcción modelo planta física incierto

- Modelo incertidumbre en la masa:

```
Mnominal=1;

W_unc_in=tf(0.05);
Delta2=ureal("Delta_percent_masa",0); %número al azar entre -1 y +1
Masa=Mnominal*(1+W_unc_in*Delta2); %Masa incierta

s=tf('s');
G=1/Masa*1/s^2
```

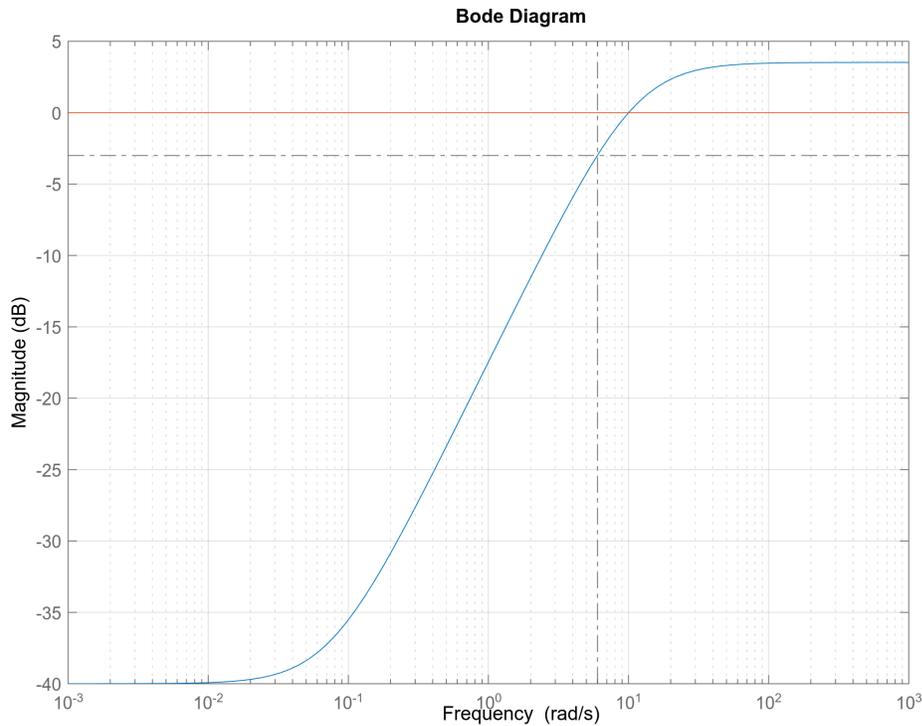
G =

Uncertain continuous-time state-space model with 1 outputs, 1 inputs, 2 states.  
The model uncertainty consists of the following blocks:  
Delta\_percent\_masa: Uncertain real, nominal = 0, variability = [-1,1], 1 occurrences

Type "G.NominalValue" to see the nominal value, "get(G)" to see all properties, and "G.Uncertainty" to int

### ●Peso incierto actuador electromecánico:

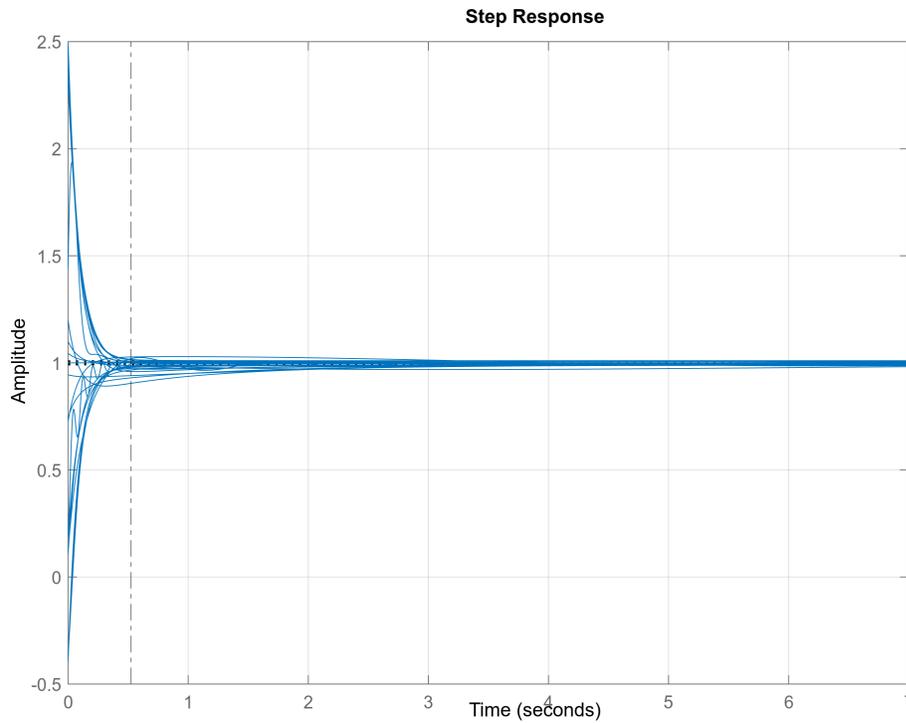
```
W_unc_act=makeweight(0.01,10,1.5);  
bodemag(W_unc_act,tf(1)), grid on, xline(6,'-.'),yline(-3,'-.')
```



```
W_unc_act.InputName={'u'};  
W_unc_act.OutputName={'w1'};
```

### Construyamos modelo incierto con el toolbox del actuador:

```
actuador_nominal=1;  
Delta1=ultidyn("Delta_actuador");  
actuador = actuador_nominal*(1+W_unc_act*Delta1);  
step(actuador,7), grid on, xline(pi/6,'-.') %relacion ancho banda con tiempo subida o e
```



- Modelo del sistema físico sujeto a la suma de fuerzas perturbación+manipulada:

```
sys=G*[1 actuador];
sys.InputName={'f','u'};sys.OutputName={'pos'};
sys
```

```
sys =
```

```
Uncertain continuous-time state-space model with 1 outputs, 2 inputs, 3 states.
The model uncertainty consists of the following blocks:
  Delta_actuador: Uncertain 1x1 LTI, peak gain = 1, 1 occurrences
  Delta_percent_masa: Uncertain real, nominal = 0, variability = [-1,1], 1 occurrences
```

Type "sys.NominalValue" to see the nominal value, "get(sys)" to see all properties, and "sys.Uncertainty"

```
tf(minreal(sys.NominalValue))
```

```
1 state removed.
```

```
ans =
```

```
From input "f" to output "pos":
  1
  ---
  s^2
```

```
From input "u" to output "pos":
  1
  ---
```

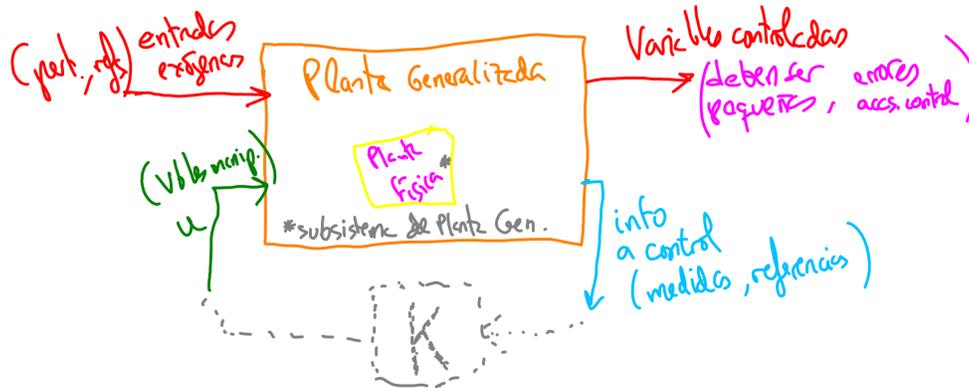
Continuous-time transfer function.

```
%bodemag(sys,sys.NominalValue,logspace(-1,2,100)), grid on,legend("Realizaciones azar",
```

## Construcción de planta generalizada para prestaciones robustas

### Planta generalizada NO ponderada

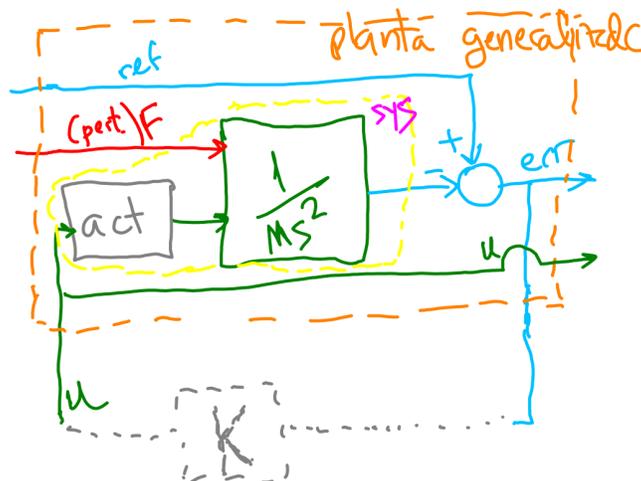
La planta "física" que hemos construido en la variable "sys" debe integrarse en un diagrama de bloques que defina el problema a resolver.



El problema es un combinado de rechazo de perturbación y seguimiento de referencia.

Las salidas de planta generalizada serán:

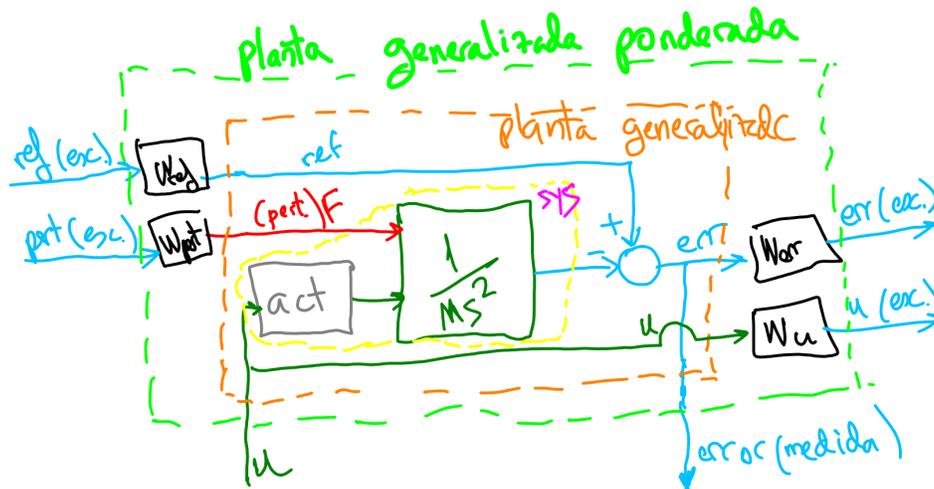
- error ante referencia, acción de control [prestaciones, grupo 1] y
- medida (error) disponible para control 1GL (grupo 2).



```
PlantaGen=[ [1;0;1] [-1;0;-1]*sys+[0 0;0 1;0 0] ];
%también lo podríamos haber hecho con el comando connect, por ejemplo.
PlantaGen.InputName={'ref','pert','u'};
PlantaGen.OutputName={'err','u','err_m'};
```

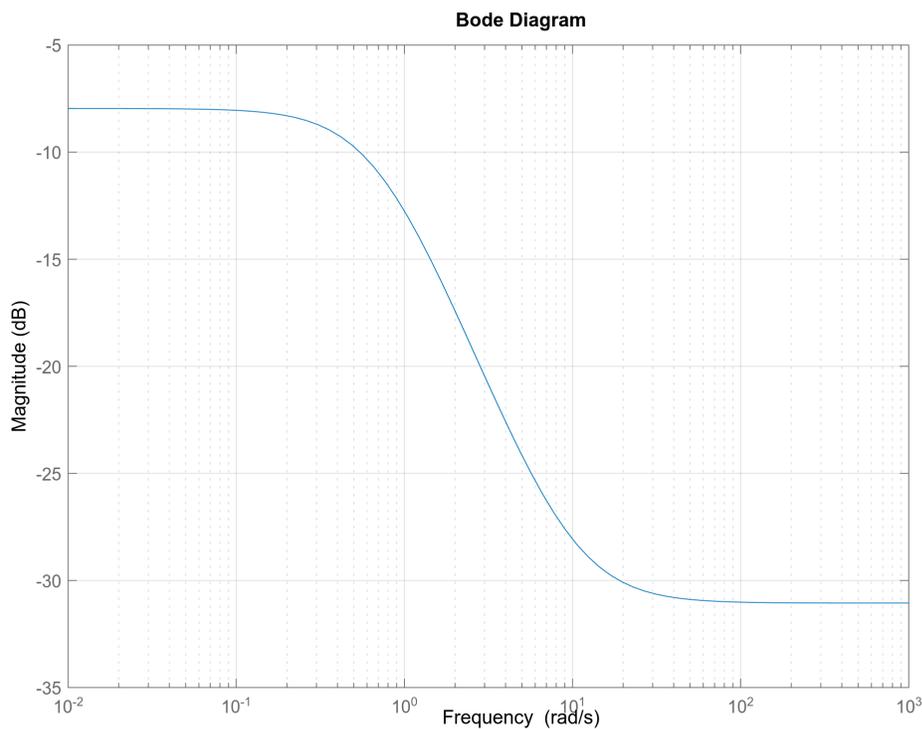
## Planta generalizada ponderada

Las entradas y salidas (excepto las que van al controlador, que son unidades "físicas") deben escalarse para que las entradas "escaladas" tengan tamaño unidad, y que las salidas "escaladas" tengan tamaño igual o menor a la unidad cuando las especificaciones deseadas se cumplan.



Ponderaciones para prestaciones:

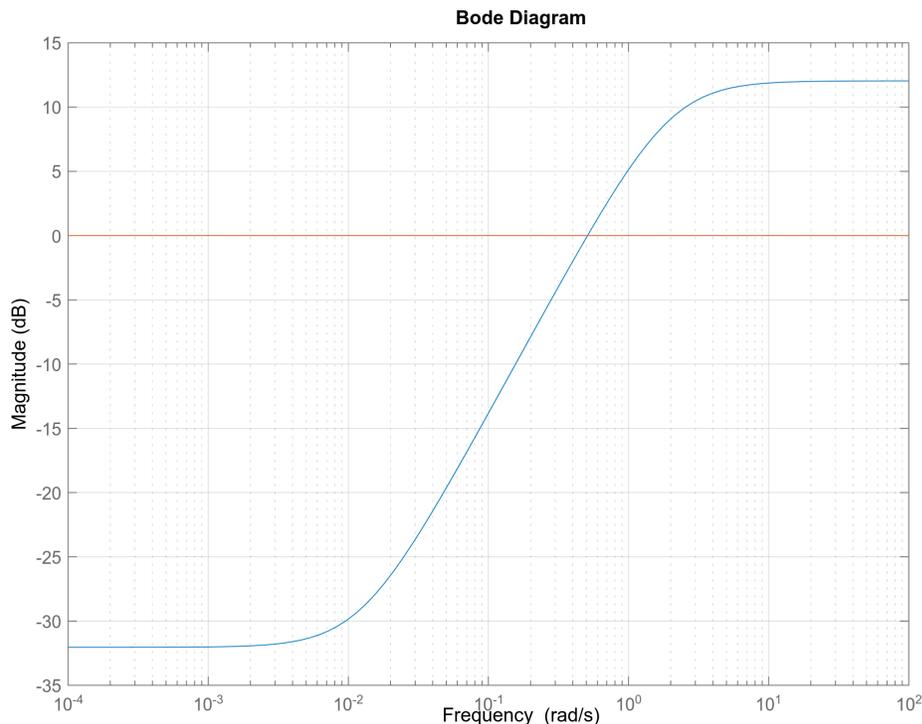
```
W_ref=1; %así el filtro del error tiene unidades de "error de posición"
W_pert=(0.4+0.04*s)/(s/0.7+1); %peso entrada "externa"
bodemag(W_pert), grid on
```



```

anchobandaobjetivo=0.51; %lo optimizaremos por bisección
plantilla_err=@(anchobanda) makeweight(0.025,anchobanda,4);
bodemag(plantilla_err(anchobandaobjetivo), tf(1)), grid on

```



```

W_err= @(bw) minreal(1/plantilla_err(bw));
plantilla_u=5; %límite de saturación de actuador
W_u=1/plantilla_u;

```

Una vez definidos los pesos para cada problema en concreto, este código construye la planta generalizada ponderada (la hacemos función de un parámetro de ancho de banda a probar):

```

W_inputs=blkdiag(W_ref,W_pert);
W_outputs=@(bw) blkdiag(W_err(bw),W_u);
PlantaGenPond=@(bw) blkdiag(W_outputs(bw),1)*PlantaGen*blkdiag(W_inputs,1);

```

## Cálculo del control robusto por método $\mu$ -síntesis

Ya podemos diseñar el controlador. Con incertidumbre en la planta, lo hacemos con  $\mu$ -síntesis (mixed- $\mu$  para ser menos conservativo con bloques ureal).

```

PGP_musyn=PlantaGenPond(anchobandaobjetivo);

```

```

1 state removed.

```

### Regulador state-space genérico

```

tic

```

```
[Kmu,CLperf]=musyn(PGP_musyn,1,1,musynOptions(MixedMu='on')); toc
```

DG-K ITERATION SUMMARY:

```
-----  
                        Robust performance                Fit order  
-----  
Iter      K Step      Peak MU      DG Fit      D      G  
  1        2.293        2.266        2.277        2      2  
  2        1.035        1.022        1.033        16     4  
  3        1.008         1          1.011        18     4  
  4        1.007         1          1.007        18     4  
  5        1.008        1.001        1.011        18     4
```

Best achieved robust performance: 1

Elapsed time is 5.083272 seconds.

```
CLperf
```

```
CLperf = 1.0000
```

La solución óptima ante incertidumbre estructurada puede tener orden muy alto...

```
size(Kmu)
```

```
State-space model with 1 outputs, 1 inputs, and 27 states.
```

Luego lo reduciremos, mientras podamos mantener prestaciones.

## Regulador PID

```
anchobandaobjPID=0.48;  
PGP_pid=PlantaGenPond(anchobandaobjPID);
```

```
1 state removed.
```

```
Regu=tunablePID("elPID", 'PID');  
TunableCL=lft(PGP_pid,Regu);  
tic,  
[TunedCL,CLperf]=musyn(TunableCL,musynOptions(MixedMu='on'));toc
```

DG-K ITERATION SUMMARY:

```
-----  
                        Robust performance                Fit order  
-----  
Iter      K Step      Peak MU      DG Fit      D      G  
  1        2.271        2.187        2.209        8      2  
  2        1.022        1.018        1.029        16     4  
  3        1.008        0.9974       1.008        16     4  
  4        1.008        0.9971       1.008        16     4  
  5        1.008        0.9968       1.008        16     4
```

Best achieved robust performance: 0.997

Elapsed time is 5.124756 seconds.

```
TunedPID=pid(TunedCL.Blocks.elPID)
```

TunedPID =

$$K_p + K_i * \frac{1}{s} + K_d * \frac{s}{T_f*s+1}$$

with  $K_p = 0.629$ ,  $K_i = 0.188$ ,  $K_d = 1.06$ ,  $T_f = 0.288$

Name: elPID

Continuous-time PIDF controller in parallel form.

## Musyn: Reducción de orden

```
K2=balred(Kmu,4);  
wcgain(lft(PGP_musyn,K2)) %prestaciones robustas con orden reducido? Bajamos orden mier
```

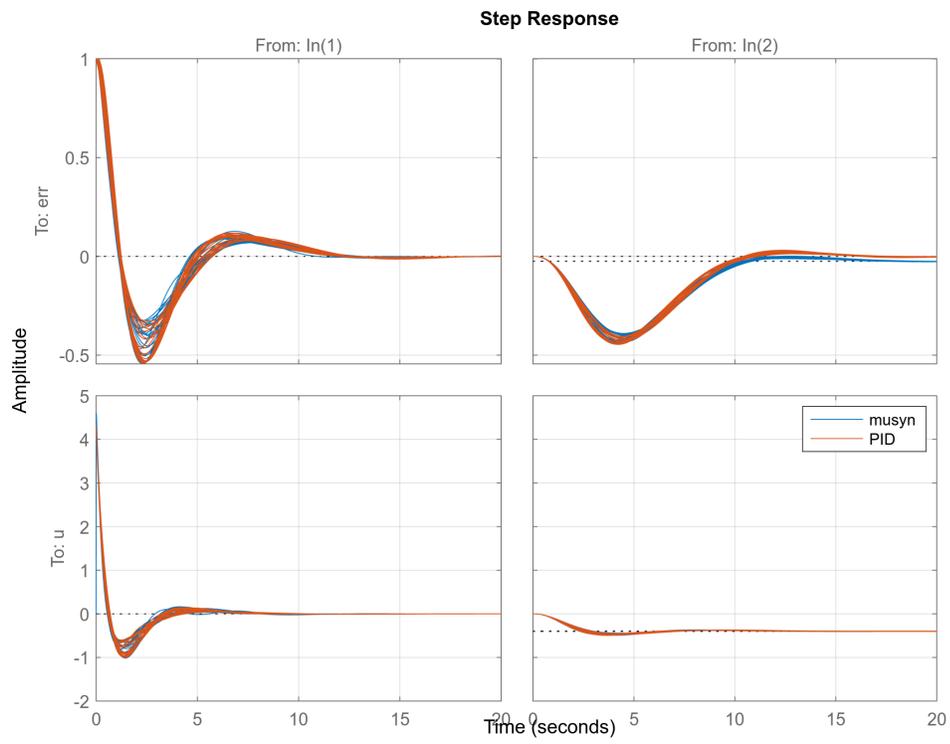
```
ans = struct with fields:  
    LowerBound: 1.0061  
    UpperBound: 1.0082  
    CriticalFrequency: 0.7456
```

```
CL=lft(PlantaGen,K2);  
%bodemag(CL*W_inputs,[plantilla_err(anchobandaobjetivo); plantilla_u]*[1 1],logspace(-2  
%legend("resultado","plantilla",Location="best")
```

## Respuesta temporal en bucle cerrado

Esta es la respuesta conseguida con musyn + red. orden, cuando las entradas tienen la amplitud dada por el "peso". Superponemos el óptimo  $\mu$ -síntesis y PID, para ver la diferencia.

```
CLPID=lft(PlantaGen,TunedPID);  
step(CL*W_inputs,CLPID*W_inputs,20), grid on %resp. temporal... realmente no hemos dise  
legend("musyn","PID")
```



Se parecen bastante.

## Sección 4

# Conclusiones Finales

# Conclusiones (teoría)

- Encontrar la cota de error de  $\Delta$  (en frecuencia, incluso) es difícil (probabilístico) en identificación experimental con ruido.
- Esto era state-of-the-art en 1995. Muchos de los métodos en Robust Control Toolbox de Matlab.
  - $\mu$ -síntesis (tma. pequ. gan. escalado, multiplicadores) no es convexo: mínimos locales posibles.  $\mathcal{H}_\infty$  sí es convexo (LMI/Riccatti): sol. única y eficiente (bueno, no exactamente, con ciertas tolerancias).
- La teoría actual (2000–...) ha avanzado a LPV (con tasas de variación de parámetros), gain-scheduling, consideración específica del retardo (Krasovskii) y sampled-data, IQC, basadas en LMIs y también puede considerar la parte “conocida” como sistema polinomial (Sum of Squares).

# Conclusiones (práctica)

Aplicaciones las hay en el ámbito “académico” (papers), en aeroespacial (ESA), en audio (YY-filter)... pero no tantas implantadas en “process control”:

- El control predictivo (MPC) es el standard si no son PIDs... en procesos estables, robust stability se soluciona ponderando más la acción de control en el índice.
- Incluir saturación, fricción seca, da resultados bastante conservadores... pero saturación en actuadores (o hard constraints en estados) no es problema para MPC.  
MPC: hard constraints en tiempo; H-infinito: hard constraints en frecuencia
- La interfaz poco clara con la identificación estadística es un problema: difícil estimar cotas de error basado en datos experimentales.
- Elevado orden de reguladores (excepto optim. fuerza bruta PIDs o hinfstruct).
- Poco clara la tolerancia a fallos “abruptos” (cf. multilazo con buena RGA, si uno se avería los otros siguen controlando su parte):
  - robustez vs. detección/reconfiguración/adaptación/gain scheduling ante fallos?

# ...THE END...

Para quien esté interesado en todo esto:

- Zhou & Doyle, *Essentials of Robust Control*
- Vídeos de los capítulos 18 y 24–...–29 de mi colección en <http://personales.upv.es/asala/docenciaonline/Cursos/Apuntes.html>
- Documentación y ejemplos de la Robust Control Toolbox de Matlab.