

# Índice

<b>PRÓLOGO</b>	<b>xix</b>
----------------	------------

## **UNIDAD DIDÁCTICA I** ---

<b>Introducción y Fundamentos de los Sistemas de Control Adaptativo Predictivo Experto</b>	<b>1</b>
--	----------

<b>1 Introducción al Control Adaptativo Predictivo Experto</b>	<b>5</b>
1.1 Introducción . . . . .	5
1.2 Concepto de lazo de control en un proceso industrial . . . . .	6
1.3 Requisitos para una metodología avanzada de control industrial	8
1.4 La metodología de realimentación negativa . . . . .	11
1.5 Introducción de los ordenadores en el control de procesos . . .	14
1.6 Concepto básico de modelo en tiempo discreto . . . . .	16
1.7 Control Predictivo: origen y conceptos básicos . . . . .	22
1.8 El efecto de las perturbaciones . . . . .	24
1.9 La necesidad de adaptación . . . . .	26
1.10 Sistemas adaptativos . . . . .	27
1.11 Sistemas de control adaptativo y predictivo . . . . .	30
1.11.1 Diagrama de bloques . . . . .	30
1.11.2 Ejemplo conceptual de aplicación . . . . .	32
1.12 Límites del control adaptativo predictivo . . . . .	34
1.13 Control adaptativo predictivo experto . . . . .	35
1.13.1 Dominios ADEX . . . . .	35
1.13.2 Diagrama de bloques y descripción funcional . . . . .	37
1.13.3 Ejemplo conceptual de aplicación . . . . .	39
1.14 Un primer nivel de conocimiento conceptual . . . . .	40

<b>2 Escenarios, Notaciones y Condiciones de Estabilidad</b>	<b>41</b>
2.1 Introducción . . . . .	41
2.2 Escenarios para el análisis y el diseño . . . . .	42
2.3 Proceso y modelo AP en el caso ideal . . . . .	44
2.3.1 Ejemplo de proceso sin retardos puros . . . . .	45
2.3.2 Ejemplo de proceso con retardos puros . . . . .	48
2.4 Descripción general en el caso real . . . . .	51
2.4.1 Descripción del proceso . . . . .	51
2.4.2 Descripción de las dos funciones del modelo AP . . . . .	54
2.5 Objetivos de control . . . . .	56
2.6 Diseño desde una perspectiva de estabilidad . . . . .	58
2.7 Condiciones de estabilidad . . . . .	60
2.8 Del conocimiento conceptual al aprendizaje profundo . . . . .	64
<b>El Ejercicios de la Unidad Didáctica I</b>	<b>67</b>
<b>UNIDAD DIDÁCTICA II</b>	
<b>Diseño del Bloque Conductor: Estrategias Básica y Extendida de Control Predictivo</b>	
	<b>79</b>
<b>3 Estrategia Básica de Control Predictivo</b>	<b>83</b>
3.1 Introducción . . . . .	83
3.2 Estrategia básica de control predictivo . . . . .	84
3.3 El concepto clásico de modelo de referencia . . . . .	85
3.4 El nuevo concepto de bloque conductor . . . . .	86
3.5 El concepto de trayectoria deseada proyectada . . . . .	89
3.6 Ejemplo de aplicación de la estrategia básica . . . . .	91
3.7 El concepto de trayectoria deseada conductora . . . . .	95
3.8 Necesidad de extensión de la estrategia básica . . . . .	95
<b>4 Estrategia Extendida de Control Predictivo</b>	<b>103</b>
4.1 Introducción . . . . .	103
4.2 Estrategia extendida de control predictivo . . . . .	104
4.2.1 La estrategia extendida . . . . .	104
4.2.2 Predicción extendida . . . . .	107

4.2.3	Criterio de rendimiento, trayectoria deseada proyectada y acción de control . . . . .	108
4.3	Minimización de la función de coste y ley de control . . . . .	110
4.4	Una solución particular . . . . .	114
4.5	Ejemplo ilustrativo y análisis de robustez . . . . .	116
4.5.1	Análisis teórico: funciones de transferencia . . . . .	116
4.5.2	Análisis teórico: estabilidad y robustez . . . . .	120
4.5.3	Ejemplo ilustrativo 1 . . . . .	123
4.5.4	Ejemplo ilustrativo 2 . . . . .	129
4.6	Conclusiones . . . . .	132

**EII Ejercicios de la Unidad Didáctica II 135**

**UNIDAD DIDÁCTICA III**

**Diseño del Mecanismo de Adaptación: Síntesis del Sistema Adaptativo 153**

<b>5</b>	<b>Análisis y Síntesis del Sistema Adaptativo en el Caso Ideal</b>	<b>157</b>
5.1	Introducción . . . . .	157
5.1.1	Necesidad de control adaptativo y primeros desarrollos	157
5.1.2	El control predictivo y la perspectiva de estabilidad . .	158
5.1.3	Contenidos de este capítulo . . . . .	160
5.2	Una estrategia para la solución del problema de síntesis . . . .	160
5.3	Ejemplo de síntesis del sistema adaptativo . . . . .	162
5.4	Errores de estimación a priori y a posteriori . . . . .	164
5.5	Una expresión general para el mecanismo de adaptación . . . .	165
5.6	Convergencia de los parámetros del modelo AP . . . . .	166
5.7	Análisis de los resultados . . . . .	167
5.7.1	Análisis de estabilidad . . . . .	167
5.7.2	Identificación con vistas al control . . . . .	168
<b>6</b>	<b>Análisis y Síntesis del Sistema Adaptativo en el Caso Real</b>	<b>171</b>
6.1	Introducción . . . . .	171
6.2	Caso real sin diferencia de estructuras . . . . .	172
6.2.1	Estrategia para la solución . . . . .	172
6.2.2	Ejemplo de solución al problema de síntesis . . . . .	175
6.2.3	Propiedades del sistema adaptativo . . . . .	178

6.2.4	Análisis de los resultados . . . . .	180
6.3	Caso real con diferencia de estructuras . . . . .	181
6.3.1	Estrategia para la solución . . . . .	181
6.3.2	Definición del sistema normalizado . . . . .	183
6.3.3	Síntesis del mecanismo de adaptación . . . . .	185
6.3.4	Propiedades del sistema adaptativo . . . . .	188
6.3.5	Análisis de los resultados . . . . .	190
6.4	Caso real con parámetros variables en el tiempo . . . . .	191
6.4.1	Naturaleza del problema y estrategia para la solución . . . . .	191
6.4.2	Definición del sistema adaptativo . . . . .	193
6.4.3	Verificación de la condición de convergencia . . . . .	194
6.4.4	Análisis de los resultados . . . . .	195
6.5	Conclusiones . . . . .	196
<b>EIII Ejercicios de la Unidad Didáctica III</b>		<b>199</b>

## UNIDAD DIDÁCTICA IV

### Teoría de Estabilidad del Control Predictivo y Adaptativo Predictivo

209

<b>7</b>	<b>Teoría de Estabilidad</b>	<b>213</b>
7.1	Introducción . . . . .	213
7.2	Propiedades de entrada/salida asociadas a la naturaleza de estabilidad del proceso . . . . .	215
7.2.1	Definiciones . . . . .	215
7.2.2	Propiedades . . . . .	217
7.3	Realizabilidad física de la trayectoria deseada . . . . .	220
7.4	Una condición de estabilidad para procesos de naturaleza lineal y con inverso estable . . . . .	221
7.5	Estabilidad para el control predictivo de procesos de naturaleza lineal y con inverso estable . . . . .	223
7.5.1	Resultados de estabilidad . . . . .	224
7.5.2	Análisis de los resultados . . . . .	226
7.6	Estabilidad para el control adaptativo predictivo de procesos de naturaleza lineal y con inverso estable . . . . .	227
7.6.1	El papel de la adaptación en la estabilidad . . . . .	227
7.6.2	Condición general de estabilidad . . . . .	229

---

7.6.3	Caso ideal . . . . .	231
7.6.4	Caso real sin diferencia de estructura . . . . .	233
7.6.5	Caso real con diferencia en la estructura . . . . .	234
7.6.6	Caso real con parámetros variables con el tiempo . . . . .	236
7.7	Resultados de estabilidad para procesos de naturaleza lineal y estable . . . . .	238
7.7.1	Una condición general de estabilidad . . . . .	238
7.7.2	Control predictivo . . . . .	239
7.7.3	Control adaptativo predictivo . . . . .	241
7.8	Procesos inestables y con inverso inestable . . . . .	243
7.8.1	Una condición general de estabilidad . . . . .	243
7.8.2	Control predictivo . . . . .	244
7.8.3	Control adaptativo predictivo . . . . .	245
7.9	Conclusiones . . . . .	246
<b>EIV Ejercicios de la Unidad Didáctica IV</b>		<b>249</b>

**UNIDAD DIDÁCTICA V**

**Aplicaciones de Control Predictivo y Adaptativo Predictivo 263**

---

<b>8</b>	<b>Control multivariable de una columna de destilación</b>	<b>267</b>
8.1	Introducción . . . . .	267
8.2	Aspectos prácticos en la aplicación de control adaptativo predictivo . . . . .	268
8.2.1	Formulación matemática . . . . .	268
8.2.2	Aspectos prácticos en la aplicación . . . . .	270
8.3	Equipo experimental . . . . .	275
8.4	Control AP: Secuencia de operaciones y parámetros de diseño	278
8.4.1	Control monovariable de la composición en la cabeza . . . . .	278
8.4.2	Control monovariable de la composición en la base . . . . .	281
8.4.3	Control multivariable . . . . .	282
8.5	Resultados experimentales y análisis . . . . .	283
8.5.1	Características de la planta . . . . .	283
8.5.2	Simplicidad de la estrategia de control adaptativo predictivo . . . . .	286
8.5.3	Rendimiento de la estrategia de control adaptativo predictivo . . . . .	291

8.6	Conclusiones . . . . .	297
<b>9</b>	<b>Control de una planta de blanqueo en una factoría de pulpa</b>	<b>299</b>
9.1	Introducción . . . . .	299
9.2	El problema de control de una planta de blanqueo . . . . .	300
9.3	Estrategia extendida de control predictivo . . . . .	302
9.4	Implementación del control AP . . . . .	305
9.4.1	Estructura de la implementación . . . . .	305
9.4.2	Características del diseño . . . . .	306
9.5	Resultados experimentales y discusión . . . . .	307
9.5.1	Rendimiento en regulación y en seguimiento . . . . .	309
9.5.2	Compensación de la naturaleza inestable del inverso del proceso identificado y de los retardos . . . . .	311
9.5.3	Robustez frente a fallos en la transmisión de datos . . . . .	314
9.5.4	Simplicidad en el arranque y en la operación . . . . .	315
9.6	Conclusiones . . . . .	316
<b>10</b>	<b>Control activo de estructuras flexibles</b>	<b>319</b>
10.1	Introducción . . . . .	319
10.2	Estructura experimental . . . . .	320
10.2.1	Descripción . . . . .	320
10.2.2	Fuerzas de control y modelo dinámico . . . . .	322
10.2.3	Modelo de estado y problema de control . . . . .	326
10.3	Aplicación de control predictivo . . . . .	327
10.3.1	Modelo predictivo . . . . .	328
10.3.2	Ley de control . . . . .	328
10.4	Resultados experimentales y análisis . . . . .	329
10.4.1	Estructura de tres pisos . . . . .	329
10.4.2	Estructura con seis pisos . . . . .	335
10.5	Conclusiones . . . . .	338

## UNIDAD DIDÁCTICA VI

### Materialización tecnológica del Control Adaptativo Predictivo Experto

339

11	Una plataforma software para la aplicación de control adaptativo predictivo experto	343
----	---	-----

11.1	De la formulación matemática a la aplicación genérica . . . . .	343
11.2	Estructura software de ADEX COP . . . . .	346
11.3	Integración con el sistema host . . . . .	348
11.3.1	Integración en la lógica de control . . . . .	348
11.3.2	Implementación de los controladores ADEX multivariables	351
11.3.3	Interfaz de los controladores ADEX . . . . .	352
11.4	Variables de estructura en los dominios AP . . . . .	355
11.4.1	Consideraciones generales . . . . .	355
11.4.2	Proceso . . . . .	358
11.4.3	Bloque de control . . . . .	360
11.4.4	Mecanismo de adaptación . . . . .	363
11.4.5	Bloque conductor . . . . .	368
11.5	Variables de estructura en los dominios expertos . . . . .	372
11.5.1	Consideraciones generales . . . . .	372
11.5.2	Proceso . . . . .	373
11.5.3	Bloque de control . . . . .	373
11.6	Conclusiones . . . . .	374
<b>12</b>	<b>Aplicación de ADEX COP al proceso biológico de una estación depuradora de aguas residuales</b>	<b>377</b>
12.1	Introducción . . . . .	377
12.2	Proceso de depuración biológica y problemática de control . .	378
12.3	Objetivos, controladores y estrategia de control y optimización	381
12.3.1	Objetivos y controladores ADEX . . . . .	381
12.3.2	Estrategia de control y optimización . . . . .	382
12.4	Configuración de los controladores ADEX . . . . .	384
12.4.1	Definición del conjunto de controladores y comunicación con el sistema host . . . . .	384
12.4.2	Configuración de las variables de estructura del controlador de presión . . . . .	388
12.4.3	Configuración de las variables de estructura de los controladores de oxígeno en los dominios AP . . . . .	393
12.4.4	Configuración de las variables de estructura de los controladores de oxígeno en los dominios expertos . . . . .	399
12.5	Resultados obtenidos . . . . .	401
12.6	Análisis de los resultados . . . . .	411
12.6.1	Rendimiento del sistema de control previo . . . . .	411

12.6.2	Control de la presión de aire . . . . .	417
12.6.3	Control de oxígeno en las balsas . . . . .	420
12.6.4	Verificación de la estrategia de control y optimización .	421
12.7	Conclusiones . . . . .	422
<b>CONCLUSIONES: del Control a la Optimización</b>		<b>423</b>
<b>APÉNDICES</b>		<b>431</b>
<b>A Algunos Conceptos Básicos de Análisis de Sistemas</b>		<b>433</b>
A.1	Introducción . . . . .	433
A.2	Modelos lineales entrada/salida . . . . .	434
A.2.1	Ecuaciones diferenciales y funciones de transferencia .	434
A.2.2	Ecuaciones en diferencias y funciones de transferencia en la variable $z$ . . . . .	435
A.2.3	Estabilidad, polos y ceros . . . . .	436
A.2.4	Respuesta temporal . . . . .	438
A.2.5	Discretización de modelos de tiempo continuo . . . . .	439
A.3	Modelos de estado . . . . .	441
A.3.1	Concepto de estado y ecuaciones de estado . . . . .	441
A.3.2	Estabilidad: definiciones . . . . .	442
A.3.3	Estabilidad: criterios para sistemas lineales . . . . .	444
A.3.4	Discretización de ecuaciones de estado de tiempo continuo	445
<b>B Otros Modelos Predictivos y Funciones de Coste</b>		<b>447</b>
B.1	Introducción . . . . .	447
B.2	Modelos en ecuaciones en diferencias . . . . .	447
B.2.1	El caso multivariable . . . . .	448
B.2.2	Modelo con perturbaciones . . . . .	449
B.2.3	Ventajas de una formulación incremental . . . . .	450
B.3	Modelos de respuesta a impulsos y escalones . . . . .	455
B.4	Modelos de estado . . . . .	458
B.4.1	Minimización de la función de coste . . . . .	459
B.4.2	Solución particular . . . . .	462
<b>C Propiedades Entrada/Salida de Procesos Lineales Estables</b>		<b>465</b>
C.1	Introducción . . . . .	465



---

C.2	Procesos monovariantes sin retardo . . . . .	465
C.3	Procesos monovariantes con retardo . . . . .	473
C.4	Procesos multivariantes . . . . .	474
<b>D</b>	<b>ADEX COP: Manual de Usuario. Edición Avanzada</b>	<b>475</b>
D.1	Introducción . . . . .	475
D.2	Metodología ADEX . . . . .	476
D.2.1	Principios metodológicos . . . . .	476
D.2.2	Optimización ADEX . . . . .	478
D.2.3	Una implementación práctica de controladores ADEX en el caso multivariable . . . . .	479
D.3	Interfaz ADEX COP / LOC del Host . . . . .	480
D.4	Definición del conjunto de controladores . . . . .	483
D.4.1	Login y definición de controladores . . . . .	483
D.4.2	Estado de los controladores . . . . .	485
D.4.3	Menú de la ventana CSD . . . . .	486
D.5	Configuración de un controlador . . . . .	488
D.5.1	Conceptos básicos . . . . .	488
D.5.2	Ventana de configuración de un controlador ADEX . .	489
D.5.3	Menú de la ventana de configuración de un controlador	492
D.6	Configuración de los dominios AP . . . . .	494
D.6.1	Proceso . . . . .	494
D.6.2	Bloque de control . . . . .	495
D.6.3	Mecanismo adaptativo . . . . .	498
D.6.4	Bloque experto . . . . .	502
D.6.5	Bloque conductor . . . . .	504
D.6.6	El operador ADEX . . . . .	505
D.6.7	Configuración de otros dominios AP . . . . .	509
D.7	Configuración de los dominios expertos . . . . .	509
D.8	Configuración general de controladores ADEX . . . . .	513
D.9	Dominios actual y de configuración . . . . .	514
	<b>REFERENCIAS</b>	<b>515</b>

Unidad Didáctica I

---

**Introducción y Fundamentos  
de los Sistemas de Control  
Adaptativo Predictivo Experto**

# Capítulo 1

## Introducción al Control Adaptativo Predictivo Experto

### 1.1 Introducción

Han pasado más de veinticinco años desde la publicación por la Fundación Juan March del primer libro dedicado a control adaptativo predictivo [Mar77a], donde se consideraban sus principios metodológicos básicos y las primeras aplicaciones prácticas realizadas en un programa de investigación y desarrollo financiado por dicha entidad [Mar76c]. Un segundo libro sobre control adaptativo predictivo [MR96], escrito por los autores del presente, fue publicado dieciocho años después. Este segundo libro ampliaba la metodología expuesta en el primero y recogía la experiencia acumulada en más de un centenar de aplicaciones industriales, en áreas tan diversas como la del cemento, la energía, la alimentación, la química, la aeroespacial, la climatización y el control bioclimático, entre otras.

En este tercer libro, escrito ocho años después del segundo, pensamos que la metodología alcanza su plena madurez. Constituye una ampliación del segundo libro que, sin desmentir ninguna de las premisas previas, las complementa metodológicamente, acomodando la solución propuesta todavía más a la realidad de los procesos continuos y, particularmente, a la

realidad de los procesos industriales.

Dentro de la Unidad Didáctica I, este Capítulo desarrolla los conceptos básicos, mientras que el segundo los formula definiendo las condiciones matemáticas que la materialización tecnológica de dichos conceptos deberá satisfacer para alcanzar los resultados deseados, en términos de estabilidad, robustez y precisión en las soluciones de control que se exponen en este libro.

## 1.2 Concepto de lazo de control en un proceso industrial

La naturaleza se presenta en forma de procesos con una lógica básica de causa-efecto. La historia de la ciencia es, en gran medida, la historia de los conocimientos de los procesos de la naturaleza, mientras que la historia de la tecnología concierne al uso y a la aplicación práctica de este conocimiento para la creación de otros procesos artificiales, capaces de producir bienes y servicios para la humanidad. Estos procesos productivos, a los que nos referiremos en este libro, pueden representarse mediante un esquema básico tal como el que se presenta en la Figura 1.1.

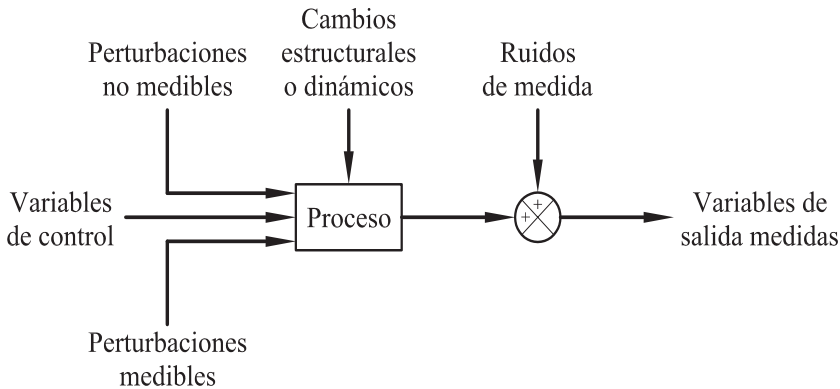


Figura 1.1: Representación básica de un proceso.

Los procesos evolucionan con el tiempo de acuerdo con su propia dinámica, en general sujeta a cambios, y en respuesta a acciones externas. La reacción de los procesos está caracterizada por las denominadas variables de salida. Estas variables son generalmente medibles y están normalmente

afectadas por el denominado ruido de medida. Por otro lado, las acciones externas sobre el proceso están representadas por dos tipos de variables de entrada, definidas respectivamente como variables de control y perturbaciones. La diferencia esencial entre estos dos tipos es que sólo las primeras pueden ser manipuladas. Entre las perturbaciones podemos distinguir las que son medibles y las que no lo son.

Controlar un proceso significa generalmente manipular sus variables de control de forma continua, utilizando las medidas disponibles en tiempo real de las variables de salida del proceso y de las perturbaciones medibles, con el objetivo final de hacer que dichas variables de salida, o al menos un subconjunto de ellas, alcancen y se mantengan en sus valores deseados o de consigna. Si esta manipulación se lleva a cabo sin la participación de un operador humano, el control aplicado se denomina automático.

La Figura 1.2 representa los elementos básicos de un sistema de control automático en una configuración a la que se hace referencia como lazo cerrado de control. Las variables de salida y las perturbaciones medibles del proceso son medidas por sensores y utilizadas por un dispositivo, denominado controlador, para generar la señal o señales de control que, a través de un conjunto de actuadores, se convierten en las acciones de control que se aplican al proceso. El controlador está diseñado en base a una metodología de control, que determina cómo generar la mencionada señal o señales de control y, en resumen, cómo conducir el proceso verificando ciertas especificaciones. El concepto de lazo cerrado, definido de esta manera, incluye un carácter multivariable capaz de tomar en consideración las interacciones entre las distintas variables del proceso.

Como es sabido, el controlador puede materializarse con dispositivos analógicos o estar basado en un computador digital. En el primer caso, la acción de control es generada y puede cambiar de forma continua en tiempo real. En el segundo caso, la acción de control puede modificarse únicamente en instantes discretos de tiempo, el intervalo de tiempo entre los cuales es denominado periodo de control. El cálculo de la acción de control en estos últimos lo realiza un programa basado en la metodología de control elegida.

Durante las últimas décadas, el área de control de procesos ha mostrado una clara y progresiva preferencia por el uso de computadores, principalmente debido a la disponibilidad de potentes y rápidos microprocesadores de bajo coste, que introducen importantes ventajas sobre el hardware analógico. Entre dichas ventajas, quizás la más relevante es la posi-

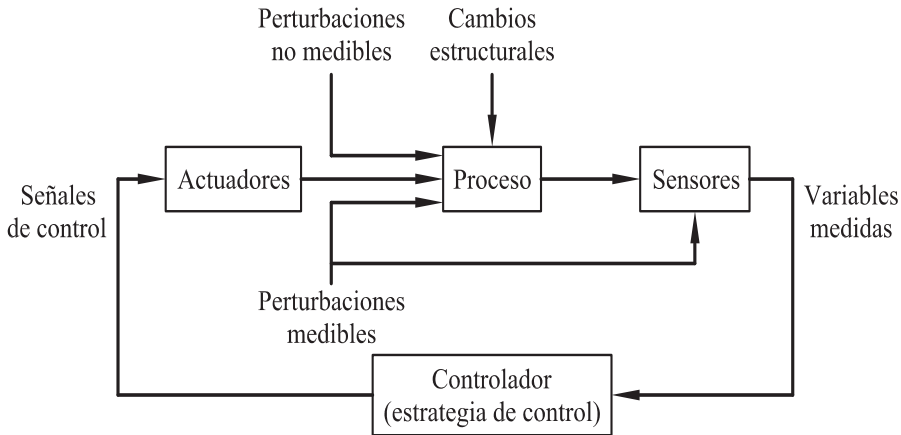


Figura 1.2: Representación de un lazo cerrado de control.

bilidad de implementar estrategias de control avanzado de manera relativamente sencilla. En las aplicaciones prácticas de control predictivo, adaptativo predictivo y adaptativo predictivo experto presentadas en este libro, consideraremos lazos de control similares al presentado en la Figura 1.2. Sin embargo, en general, la complejidad del proceso y la conveniencia de utilizar la metodología de control de manera sencilla, hace aconsejable dividir el proceso en subprocesos, a los que se les asignan diferentes lazos de control interrelacionados. Esta forma de utilizar la metodología será asimismo ilustrada en este libro.

### 1.3 Requisitos para una metodología avanzada de control industrial

La implementación de lazos de control obviamente requiere disponer de la tecnología adecuada para los sensores, actuadores y dispositivos que constituyen el sistema de control. Por otro lado, la metodología o sistema de control seleccionado debería ser capaz de resolver los problemas inherentes a la dinámica del proceso y su entorno, con el fin de conseguir un rendimiento satisfactorio en su operación.

Este rendimiento satisfactorio debería exigir de una metodología de control "ideal" la verificación de los siguientes requisitos:

- Garantizar la estabilidad y, particularmente, la robustez, como se explica en este apartado más adelante.
- Ser tan eficaz como sea posible, respondiendo al criterio de rendimiento deseado.
- Ser de aplicación sencilla y operar en tiempo real, utilizando computadores digitales.

Adicionalmente, estas propiedades deben de ser válidas para una amplia variedad de procesos y condiciones de operación con el fin de que la metodología en cuestión pueda ser considerada de “propósito general”.

Estabilidad es una propiedad básica, esencial en la aplicación de un sistema de control automático. El sistema de control debe asegurar que la variable de salida alcanzará una banda alrededor del valor de consigna. Si debido a circunstancias tales como cambios en la dinámica del proceso o perturbaciones actuando sobre el proceso, la variable de salida del proceso se separa de la consigna, el sistema de control debe reconducirla de vuelta a la banda en cuestión, a través de la aplicación de una acción de control compatible con las restricciones físicas del proceso y sus actuadores.

Un sistema de control en tiempo discreto, es decir, un sistema de control desarrollado para ser aplicado mediante un computador digital, está generalmente basado en un modelo matemático del proceso bajo control, que puede incluir asimismo la dinámica de la instrumentación asociada, o sea, de los sensores y actuadores. En este contexto, el sistema de control puede ser formulado y probado sobre el mencionado modelo, utilizando el mismo como una representación ideal del proceso considerado. Un sistema de control se dice que es robusto si su rendimiento y, fundamentalmente, su estabilidad se mantienen cuando es aplicado al proceso real, a pesar de las diferencias que puedan existir entre el proceso y el modelo adoptado.

El problema de robustez es especialmente importante en el control de procesos industriales, donde la naturaleza dinámica del proceso es compleja, de carácter no lineal y varía con el tiempo durante su operación. Todo ello hace que los modelos lineales, generalmente utilizados en este contexto, sean solo aproximaciones del comportamiento del proceso bajo ciertas condiciones de operación.

El requerimiento de eficacia debe ser entendido en el sentido de que el sistema debe basarse o responder a un criterio de rendimiento con un

significado físico, tan intuitivo como sea posible, y capaz de garantizar la optimización en la operación del proceso.

La sencillez en la aplicación y en la operación es una propiedad importante para que una metodología sea práctica. La formulación matemática debe ser sencilla, y los parámetros de diseño deben de ser poco numerosos y con significado físico. La simplicidad matemática conlleva menor tiempo de cálculo, lo que es importante en sistemas de control en tiempo real, especialmente en procesos con dinámicas rápidas, donde el período de control debe de ser pequeño. Un número reducido y significativo de parámetros de diseño ayuda al operador durante el arranque y el posterior mantenimiento del sistema de control, soslayando la necesidad de un conocimiento profundo de la teoría en cuestión.

En el área industrial hay una amplia variedad de procesos con sus propias características dinámicas particulares [Shi88]. La dinámica de los procesos industriales tiene un carácter multivariable e interactivo, puede ser de ordenes muy diferentes y variar desde una naturaleza muy rápida (con constantes de tiempo del orden de milisegundos) a una muy lenta (del orden de minutos e incluso horas). Asimismo, en un lazo de control pueden existir no linealidades asociadas con el proceso mismo (los procesos tipo pH son un ejemplo típico) o con los actuadores (por ejemplo saturaciones, bandas muertas, etc.).

Otra característica frecuente es la presencia de retardos puros, especialmente en procesos que implican transporte de masa o energía. Dicho transporte introduce un tiempo de retardo entre la acción de control y su efecto en la variable de salida del proceso, que puede llevar a inestabilidad o falta de robustez si no se aplica la metodología de control apropiada, especialmente si el tiempo de retardo es desconocido o variable con el tiempo, como en muchos casos ocurre. Asimismo, pueden encontrarse procesos inestables, que el sistema de control tiene que estabilizar.

Adicionalmente, en muchos casos, los procesos tienen una naturaleza con inverso inestable, que será analizada más tarde en este libro. Este tipo de naturaleza constituye un problema adicional ya que, por ejemplo, un proceso de este tipo puede requerir una acción de control ilimitada (obviamente imposible de generar en la práctica) para conducir a través de una trayectoria predeterminada la variable de salida hasta su consigna.

En este contexto, una metodología de control que pretenda ser de



propósito general tiene que ser capaz de ser aplicable de igual forma a procesos que incluyen características tan diversas como las previamente descritas.

En un intento de resolver los problemas descritos en este apartado, diferentes soluciones metodológicas se han descrito en las últimas décadas. Obviamente, una evaluación objetiva de estas contribuciones a la teoría de control será difícil en el corto plazo. Sin embargo, la realidad de las aplicaciones industriales es un criterio objetivo en sí misma. De hecho, solo dos metodologías básicas han tenido realmente un impacto industrial significativo y perdurable: la metodología PID de realimentación negativa y la metodología de control predictivo. La primera introdujo, a mediados del siglo pasado, el control automático en el área industrial. La segunda representa un nuevo cauce en el que estos problemas pueden encontrar, como veremos en este libro, una solución adecuada.

## 1.4 La metodología de realimentación negativa

La Figura 1.3 presenta el conocido esquema de los sistemas de control PID, basados en la metodología de realimentación negativa. La variable de salida bajo control es “realimentada” y restada de la consigna (valor deseado), con el fin de obtener una señal de error utilizada para generar la acción de control. La forma de generar la acción de control es extremadamente simple. El error es multiplicado por una constante para obtener una acción de control proporcional. Asimismo, la integración de dicho error y su multiplicación por otra constante puede producir una acción de control integral. Finalmente, basada en la derivada del error, puede generarse también una acción de control derivativa. La señal de control aplicada al proceso puede resultar de la suma de estas tres acciones de control, y el controlador correspondiente se denomina PID.

Como se ha mencionado previamente, la metodología de realimentación negativa inició la era tecnológica del control automático. Por primera vez, los procesos disponían de una solución de control automático, de carácter general, fácil de implementar y con resultados satisfactorios en muchos casos. Esta solución permitió, donde podía ser aplicada, una autocorrección de la operación del proceso, manteniendo la variable de salida alrededor de la consigna deseada.

La metodología de realimentación negativa, y más precisamente los controladores PID, fueron en su tiempo un importante avance, pasando a ser de utilización generalizada desde entonces hasta nuestros días. Su extremada simplicidad permitió su aplicación con las tecnologías por entonces disponibles, es decir, la tecnología neumática primero y, posteriormente, la tecnología electrónica analógica. Está fue ciertamente una razón fundamental para su introducción y su éxito.

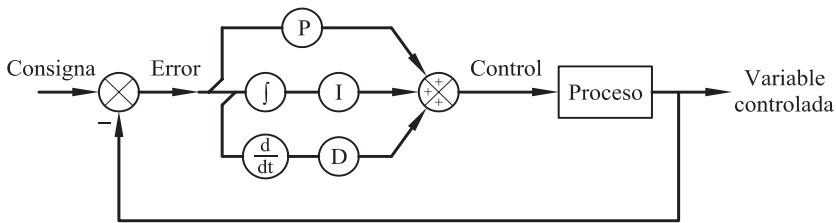


Figura 1.3: Esquema general de los sistemas de control PID.

Podemos ahora considerar que incluso si una teoría de control más avanzada, obviamente requiriendo una mayor sofisticación en los cálculos, hubiera sido desarrollada en los años cuarenta o cincuenta del siglo pasado, su aplicación práctica hubiera sido imposible, debido a las limitaciones de las tecnologías de soporte en la implementación disponibles en aquel tiempo.

Sin embargo, las restricciones de la metodología de realimentación negativa eran y son importantes. Particularmente, su aplicación implica, entre otros, un bien conocido problema de estabilidad, que vamos a considerar a continuación de una forma completamente conceptual e intuitiva. El análisis riguroso de este problema de estabilidad es un elemento fundamental en los libros de texto utilizados habitualmente en los cursos clásicos de control automático de las carreras técnicas [Oga70, Dor80, Kuo91].

La necesidad de control nace del hecho de que las variables que queremos controlar tienden a alejarse de sus puntos de operación deseados y, en general, oscilan. Estas oscilaciones de la variable de salida aparecen, debido a la estrategia de realimentación negativa, invertidas a nivel de la señal de error, lo que conlleva la problemática que se describe en los siguientes párrafos.

Si deseamos que el sistema de control reaccione con una respuesta rápida, es decir que genere una señal correctora de control significativa cuando se produce un cierto error, el controlador PID deberá producir

una señal de control que, en cierta forma, amplificará la señal de error y al mismo tiempo sus oscilaciones. La amplificación de estas oscilaciones a nivel de la señal de control puede causar su reproducción en la salida del proceso, lo que puede llevar al sistema de control al efecto indeseable del conocido fenómeno de resonancia. Para evitar acercarnos al fenómeno de resonancia, será deseable una respuesta más lenta, con el coste de una menor eficiencia de la deseada en la corrección de la señal de error.

Un ejemplo descriptivo puede ayudar a ilustrar las posibles consecuencias prácticas de este problema. Consideremos el caso de un proceso de climatización en un edificio de oficinas. La temperatura en una de sus habitaciones, por razones de ahorro energético, puede encontrarse a  $12^{\circ}\text{C}$  a las siete de la mañana. Esta temperatura deberá alcanzar un valor confortable hacia las ocho de la mañana cuando los empleados empiecen a llegar al edificio. Con este fin, si instalamos un sistema de control PID para la habitación, la consigna podría fijarse a  $20^{\circ}\text{C}$ . Este sistema de control debería ser de acción rápida en la corrección para evitar bajas temperaturas durante las horas de trabajo. En estas condiciones la acción de un controlador PID llevará en general a oscilaciones tales como las representadas por la curva 1 de la Figura 1.4. Estas oscilaciones alrededor del valor de consigna de  $20^{\circ}\text{C}$  producirán frecuentes e indeseables periodos de baja temperatura. La solución inmediata para evitar estos períodos de bajas temperaturas consiste en incrementar la consigna, por ejemplo hasta  $24^{\circ}\text{C}$ . Sin embargo, esto producirá sobrecalentamiento de la habitación, representado por la curva 2 de la Figura 1.4. Estos períodos de sobrecalentamiento, que pueden alcanzar temperaturas de hasta  $28^{\circ}\text{C}$ , tienen como resultado, en primer lugar, un gasto de energía excesivo. En segundo lugar, el calor en exceso dentro de la habitación resulta en una pérdida de humedad del aire y en consecuencia en una pérdida significativa del confort climático. Este problema es muy familiar en los grandes edificios de oficinas donde están instalados sistemas digitales PID para la climatización. Evidentemente, las oscilaciones se pueden reducir si se requiere una respuesta al error más lenta por parte del controlador PID. En este caso, la temperatura tenderá más lentamente a alcanzar su consigna, pero la apertura de una ventana, como se representa en la curva 3 de la Figura 1.4, podría ser suficiente para desviar la variable de su consigna, llevando a largos períodos de recuperación.

El problema de climatización es un claro ejemplo de las limitaciones de los sistemas basados en la metodología de realimentación negativa. Los

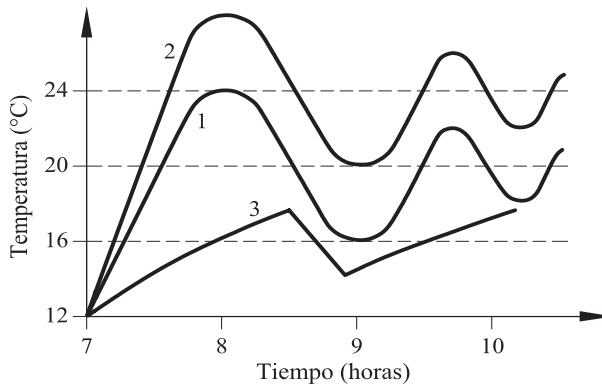


Figura 1.4: Ejemplo de climatización.

libros de texto en el área de control automático clásico señalan desde el principio que el mejor rendimiento alcanzable con control PID con realimentación negativa es generalmente un compromiso entre la rapidez de respuesta y el nivel de oscilaciones, reflejando de esta forma el inherente problema de estabilidad al que nos hemos referido.

## 1.5 Introducción de los ordenadores en el control de procesos

Las limitaciones de la metodología PID justificaron nuevos desarrollos en teoría de control, que empezaron a intensificarse hacia el final de los años cincuenta del siglo pasado. Estos desarrollos se basaron generalmente en teorías matemáticas que describían y actuaban sobre el proceso en tiempo continuo, es decir en el contexto de los sistemas analógicos, siendo la denominada Teoría de Control Óptimo la más representativa de estos desarrollos [AF66, BH69, Ros70, KS72, SW77]. Adicionalmente, la aplicación de estos desarrollos estaba limitada por la tecnología analógica existente que, por otra parte, era adecuada para la aplicación de los PID.

La introducción de los computadores digitales tenía forzosamente que representar una revolución en el área de control automático similar a la que había representado en otras áreas de la actividad humana. De hecho, representaban una herramienta para la implementación de nuevos desarrollos teóricos potencialmente capaces, a través de cálculos más complejos,

de generar una acción de control más eficaz que la obtenida con los controladores PID. En este contexto, la principal ventaja de dichos controladores, su simplicidad, perdía su relevancia.

Por una parte, teorías ya existentes fueron traducidas algorítmicamente a su formulación digital [RF58, AW84, FP90, Kuo92]. Por otra parte, los trabajos de investigación en tiempo continuo prosiguieron y nuevos desarrollos para sistemas en tiempo discreto fueron formulados [Lan74, Mon74, NV78]. Sin embargo estos desarrollos estaban generalmente basados en conceptos derivados en el contexto de los sistemas en tiempo continuo.

Este esfuerzo de investigación llevó a un extenso y complejo cuerpo de teoría de control, con potencial para ser implementado utilizando computadores que sin embargo demostró no ser capaz de satisfacer los requerimientos a esperar de una metodología avanzada de control industrial. En algunos casos, la complejidad de la teoría era excesiva, limitando su aplicabilidad práctica. En otros casos, las hipótesis necesarias para garantizar la estabilidad y la robustez no eran realistas. Finalmente, la simplicidad buscada en algunas soluciones limitaba o deterioraba su potencial rendimiento práctico [Foss73, LW76]. La característica común de todos estos desarrollos teóricos, como ya se ha indicado, era su origen en conceptos formulados en tiempo continuo y, en consecuencia, adecuados para ser aplicados utilizando tecnología analógica.

La modelización en tiempo discreto de los procesos introdujo por primera vez en teoría de control la posibilidad de predecir en tiempo real la evolución de las variables de salida del proceso. Esta capacidad era de extraordinaria importancia en teoría de filtrado y predicción [Kal60]. Más tarde, fue utilizada por la denominada estrategia de control de mínima varianza [Ast70], propuesta en el contexto de la teoría de control óptimo. Esta estrategia puede ser considerada como precursora de la metodología de control predictivo, en la que por primera vez se explotaron plenamente las posibilidades de predicción en tiempo real con propósitos de control.

Antes de definir formalmente el principio de control predictivo, introduciremos el concepto de modelo en tiempo discreto con un ejemplo sencillo e ilustraremos cómo, la utilización de este concepto con un computador digital, nos permitirá definir la relación matemática entre las variables de entrada y salida de un proceso y predecir la evolución de las variables de salida.

## 1.6 Concepto básico de modelo en tiempo discreto

Si se nos pregunta cuál será la temperatura dentro de 5 minutos en la habitación en la que estamos, la respuesta no es en principio obvia. Sin embargo, si medimos la temperatura de la habitación en el instante presente y resulta ser  $20^{\circ}\text{C}$ , podemos intuir que la temperatura dentro de 5 minutos no será superior a  $25^{\circ}\text{C}$ , ni inferior a  $15^{\circ}\text{C}$ , porque la temperatura de la habitación no puede cambiar tanto en 5 minutos. Admitido que la temperatura estará alrededor de  $20^{\circ}\text{C}$ , la siguiente cuestión a considerar es si la temperatura estará por encima o por debajo del valor actual. Si podemos informarnos de cuál era la temperatura hace 5 minutos y ésta era por ejemplo  $18^{\circ}\text{C}$ , no cabe duda de que la temperatura está tendiendo a aumentar y, si esta tendencia se mantiene tal cual, la temperatura de la habitación alcanzará los  $22^{\circ}\text{C}$  en 5 minutos. Esta extrapolación está representada en la Figura 1.5.

En la Figura 1.5, el instante presente se representa por 0 y la correspondiente temperatura es  $t(0)$ . La temperatura hace 5 minutos es  $t(-5)$ . Finalmente, la temperatura estimada para dentro de 5 minutos se denota por  $\hat{t}(+5)$ . De acuerdo con la extrapolación mostrada en la Figura 1.5, la temperatura  $\hat{t}(+5)$  es igual a la temperatura  $t(0)$  más el incremento de temperatura entre  $-5$  y 0. Esta relación puede ser expresada mediante la ecuación

$$\hat{t}(+5) = t(0) + t(0) - t(-5) = 2t(0) - t(-5). \quad (1.1)$$

No obstante, la hipótesis de una extrapolación tan directa y sencilla como ésta no parece ser completamente satisfactoria. Si deseamos una estimación más precisa, habrá que tener en cuenta otros factores que influyen asimismo en la temperatura. Por ejemplo, si la habitación está climatizada, la variación de temperatura dependerá del caudal de aire frío que entra en la habitación en el instante presente y de ese mismo caudal hace 5 minutos. Si hace 5 minutos el caudal de aire frío era de 5 l/min y en el instante presente el caudal es de 10 l/min, cabe esperar una reducción de la tendencia de la temperatura a crecer y, como consecuencia, la temperatura no alcanzará los  $22^{\circ}\text{C}$ , sino que probablemente estará alrededor de los  $21^{\circ}\text{C}$ , como se representa en la Figura 1.6.

En la Figura 1.6, el caudal de aire frío que entraba en la habitación hace 5 minutos se ha representado por  $q(-5)$  y el caudal entrando en el instante presente por  $q(0)$ . En resumen, la temperatura dentro de 5 minutos dependerá, entre otras pero fundamentalmente, de las variables  $t(0)$ ,  $t(-5)$ ,

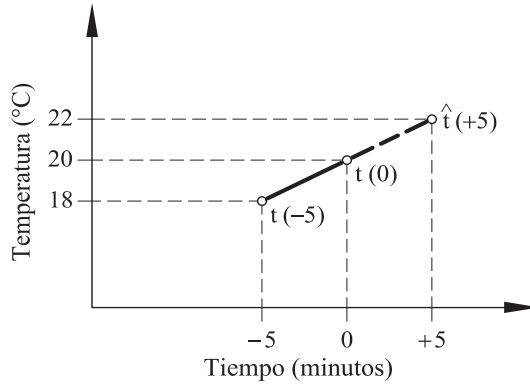


Figura 1.5: Concepto básico de modelo.

$q(0)$  y  $q(-5)$ . Asignando factores de peso a cada una de estas variables, con el fin de evaluar su influencia en la temperatura estimada, podemos estimar la temperatura en la forma siguiente:

$$\hat{t}(+5) = a_1 t(0) + a_2 t(-5) + b_1 q(0) + b_2 q(-5), \quad (1.2)$$

donde  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $b_1$  y  $b_2$  son los factores de peso antes mencionados. Si estos parámetros están bien elegidos, la ecuación anterior, aunque no sea absolutamente exacta, nos dará una estimación razonablemente precisa de la temperatura dentro de 5 minutos. La experiencia práctica demuestra que, con el fin de maximizar la precisión de esta estimación, los valores de la temperatura  $t$  y del caudal  $q$  en la ecuación (1.2) deben elegirse como incrementos o desviaciones con referencia a valores de temperatura y caudal de una operación en equilibrio, es decir a un estado de operación donde dichos valores de referencia se mantienen constantes.

Este ejemplo sencillo ha sido útil para ilustrar el concepto de modelo en tiempo discreto. En efecto, la ecuación (1.2) describe la relación entre el caudal de aire frío y la temperatura de la habitación, que son en este caso, respectivamente, las variables de entrada y salida del proceso. Por tanto, esta ecuación es un modelo que describe el comportamiento del proceso en los instantes de tiempo consecutivos. Obviamente, este ejemplo sencillo admite generalizaciones, tales como las que consideraremos a continuación. En todas estas generalizaciones, es aconsejable elegir las variables del modelo como incrementos con respecto a valores de equilibrio.

En primer lugar, de forma más general, podemos representar el instante presente mediante un número entero  $k = 0, 1, 2, \dots$ . Este número indica

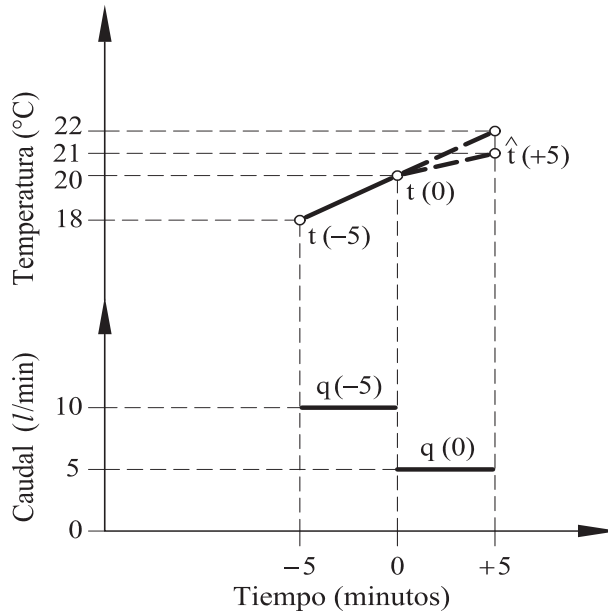


Figura 1.6: Concepto básico de modelo.

también de forma genérica cualquiera de los diferentes instantes de tiempo que se consideran espaciados cada 5 minutos. De esta forma el instante 0 del ejemplo pasa a ser ahora el instante  $k$ , el instante +5 pasa a ser  $k + 1$  y el instante  $-5$  pasa a ser  $k - 1$ . La ecuación (1.2) puede escribirse de la siguiente forma:

$$\hat{t}(k+1) = a_1 t(k) + a_2 t(k-1) + b_1 q(k) + b_2 q(k-1). \quad (1.3)$$

Además, podemos considerar valores de la temperatura y del caudal correspondientes a instantes previos, tales como  $-10$ ,  $-15$  y otros. En consecuencia, un modelo tal como (1.3) puede extenderse de la siguiente forma:

$$\hat{t}(k+1) = a_1 t(k) + a_2 t(k-1) + a_3 t(k-2) + \dots + b_1 q(k) + b_2 q(k-1) + b_3 q(k-2) + \dots$$

que puede expresarse como

$$\hat{t}(k+1) = \sum_{i=1}^n a_i t(k+1-i) + \sum_{j=1}^m b_j q(k+1-j), \quad (1.4)$$

donde los coeficientes  $n$  y  $m$  determinan el número de términos de temperatura y de caudal que se tienen en cuenta en el modelo. Estos coeficientes



determinan el denominado orden del modelo.

Sin embargo, parece obvio que cuanto más anteriores sean los valores de temperatura y de caudal, menor será su influencia en el valor estimado y, como consecuencia, los términos más relevantes en la estimación son aquéllos ya considerados en la ecuación (1.2).

Asimismo, el modelo puede incorporar la influencia de otras variables tales como la temperatura exterior o la temperatura del caudal de aire frío. La influencia de estas otras variables podría ser tomada en cuenta de la misma forma que la influencia del caudal de aire frío. Por ejemplo, un modelo que tuviera en cuenta la influencia de la temperatura exterior  $t_e$  podría expresarse de la siguiente forma:

$$\hat{t}(k+1) = \sum_{i=1}^n a_i t(k+1-i) + \sum_{j=1}^m b_j q(k+1-j) + \sum_{h=1}^p c_h t_e(k+1-h), \quad (1.5)$$

donde el coeficiente  $p$  determina el número de valores previos de la temperatura exterior que se han tenido en cuenta en el modelo y los parámetros  $c_h$  son los correspondientes pesos que ponderan la influencia de dichos valores en la estimación hecha por el modelo.

Este tipo de modelo podría ser utilizado no solo para representar procesos de climatización sino también procesos en cualquier otra área industrial, como se describirá en los siguientes capítulos de este libro. En general, la variable de salida del proceso recibe la notación  $y$ , mientras que a la variable de entrada se le da usualmente la notación  $u$ . Si se tiene en cuenta también la influencia de una perturbación medible, se le asigna normalmente la notación  $w$ . En consecuencia, una expresión generalizada de este tipo de modelo es la siguiente:

$$\hat{y}(k+1) = \sum_{i=1}^n a_i y(k+1-i) + \sum_{j=1}^m b_j u(k+1-j) + \sum_{h=1}^p c_h w(k+1-h). \quad (1.6)$$

Por otra parte, este tipo de expresión podría pasar de relacionar únicamente variables escalares a relacionar variables de tipo vectorial, lo que nos llevaría a un modelo multivariable de la forma

$$\hat{Y}(k+1) = \sum_{i=1}^n A_i Y(k+1-i) + \sum_{j=1}^m B_j U(k+1-j) + \sum_{h=1}^p C_h W(k+1-h), \quad (1.7)$$

donde  $Y$ ,  $U$  y  $W$  son los vectores de salida, entrada y perturbaciones medibles, respectivamente, y  $A_i$ ,  $B_j$  y  $C_h$  son las matrices que ponderan la influencia de dichos vectores en la estimación hecha por el modelo.

Hasta ahora, hemos considerado representaciones lineales del comportamiento dinámico del proceso porque, aunque los procesos son básicamente no lineales, bajo ciertas condiciones de operación, su comportamiento dinámico puede ser aproximado localmente por ecuaciones lineales con parámetros constantes, tales como las consideradas previamente. Condiciones de operación diferentes para el mismo proceso real llevarán a diferentes representaciones lineales locales, pero el conjunto de todas ellas puede ser descrito globalmente por ecuaciones como las anteriores si los parámetros o matrices de peso son variables con el tiempo, siendo en consecuencia representados como funciones del tiempo de muestreo  $k$ . Asimismo, puede incluirse en el modelo un término  $\Delta(k)$ , conocido como vector de perturbaciones, para ajustar la salida  $\hat{Y}(k+1)$  estimada por el modelo (1.7) suponiendo que todos sus términos fueran perfectamente conocidos, con la salida realmente medida  $Y(k+1)$ . Este vector de perturbaciones incluye la influencia en la salida medida del proceso de todo tipo de ruidos y perturbaciones no medibles. En consecuencia, podemos considerar la descripción de la dinámica del proceso por medio de una expresión general tal como la siguiente:

$$\begin{aligned} Y(k+1) &= \sum_{i=1}^n A_i(k)Y(k+1-i) + \sum_{j=1}^m B_j(k)U(k+1-j) \\ &+ \sum_{h=1}^p C_h(k)W(k+1-h) + \Delta(k). \end{aligned} \quad (1.8)$$

Podemos observar en (1.8) que existe un periodo de muestreo de tiempo de retardo entre la entrada al proceso  $U$  y la salida del proceso  $Y$ . Este tiempo de retardo es únicamente debido a la descripción en tiempo discreto de la dinámica del proceso. Sin embargo, en muchos procesos podemos encontrar tiempos de retardo adicionales debido a su naturaleza dinámica. Ejemplos típicos son los procesos en los que intervienen transportes de

masas o energías y dispositivos con inercias significativas. Por ello la ecuación (1.8) puede ser extendida para tener en cuenta estos retardos adicionales de la forma siguiente:

$$\begin{aligned}
 Y(K+1) &= \sum_{i=1}^n A_i(k)Y(k+1-i) + \sum_{j=1}^m B_j(k)U(k+1-j-r) \\
 &+ \sum_{h=1}^p C_h(k)W(k+1-h-r_1) + \Delta(k).
 \end{aligned}
 \tag{1.9}$$

donde  $r$  es el tiempo de retardo (en periodos de muestreo) relativo al vector de entrada  $U$  y  $r_1$  es el relativo al vector de perturbaciones  $W$ .

El tipo de modelos que hemos considerado en esta sección son usualmente conocidos como modelos de ecuaciones en diferencias. Serán utilizados de forma extensiva en este libro. Algunas herramientas matemáticas relacionadas con los mismos se presentan en el Apéndice A.

En la literatura de control podemos encontrar diferentes nombres para esta clase de modelos, tales como ARMA (del inglés “autoregressive moving average”), ARMAX (“ARMA with exogenous input”) y CARMA (“controlled ARMA”), y asimismo considerando variables de entrada y salida incrementales en estos modelos, ARIMA, ARIMAX y CARIMA.

En la teoría de control hay otros tipos de modelos en tiempo discreto que pueden ser también utilizados para predecir la salida del proceso en los instantes de tiempo consecutivos. Consideraremos esta alternativa más en detalle en otros capítulos de este libro y particularmente en el Apéndice B, donde se considera la representación en el espacio de estado junto con modelos de respuestas a impulsos o escalones.

La representación de sistemas dinámicos por medio de redes neuronales ha sido asimismo sujeto de atención y estudio [HSW89, GM90, NP90, HKP91]. El objetivo en la modelización mediante redes neuronales es encontrar una estructura parametrizada capaz de emular el comportamiento dinámico no lineal de los procesos. Representaciones locales lineales han sido también consideradas en este marco para obtener descripciones globales de la dinámica del proceso [JF93, ZHDM94], de forma que las predicciones de la salida del proceso son obtenidas de manera similar a la previamente considerada con modelos de ecuaciones en diferencias. Este libro principalmente considera modelos de ecuaciones en diferencias, pero cualquier otra representación de la dinámica del proceso apropiada para

predecir [SBM91] puede ser utilizada como herramienta para aplicar los desarrollos que se van a considerar.

En este capítulo introductorio utilizaremos en la siguiente sección el modelo (1.2) para ilustrar el principio de control predictivo y su aplicación.

## 1.7 Control Predictivo: origen y conceptos básicos

La metodología de control predictivo fue introducida en 1974 en una Tesis Doctoral [Mar74]. Posteriormente, el principio básico original fue definido formalmente en una patente en EE.UU. [Mar76a]. Este principio puede expresarse en los siguientes términos: “Basándose en un modelo del proceso, el control predictivo es el que hace que la salida dinámica del proceso predicha por un modelo sea igual a una salida dinámica deseada convenientemente elegida”. Definido de esta forma, el control predictivo es literalmente de sentido común y su objetivo de control tiene un claro significado físico.

En el contexto del ejemplo de climatización considerado previamente, la aplicación del principio de control predictivo implica que el caudal de aire frío que ha de ser introducido en la habitación tiene que ser calculado para conseguir que la temperatura predicha al cabo de 5 minutos,  $\hat{t}(+5)$ , sea igual a la temperatura deseada en dicho instante futuro. Utilizando la notación  $t_d(+5)$  para dicha temperatura deseada, podemos concluir que el control predictivo es el que satisface la condición

$$\hat{t}(+5) = t_d(+5). \quad (1.10)$$

Con el fin de calcular la señal de control predictivo, podemos utilizar el modelo definido por la ecuación (1.2), que determina la temperatura predicha a los 5 minutos. Sustituyendo  $\hat{t}(+5)$  por  $t_d(+5)$  en la ecuación (1.2) y despejando  $q(0)$ , obtenemos el cálculo del control predictivo en la forma

$$q(0) = \frac{t_d(+5) - a_1 t(0) - a_2 t(-5) - b_2 q(-5)}{b_1}. \quad (1.11)$$

Si la predicción realizada por el modelo (1.2) es correcta, la aplicación de control predictivo de acuerdo con (1.11) cada 5 minutos hará que los sucesivos valores de la temperatura, medidos cada 5 minutos, sean iguales a los sucesivos valores deseados, es decir, las temperaturas medidas seguirán

una trayectoria deseada. Esta trayectoria deseada puede ser elegida convenientemente para que sea físicamente realizable, con una acción de control acotada, y para que guíe la salida del proceso hacia el valor de consigna de una manera satisfactoria, rápida y suave, sin sobreoscilaciones ni desviaciones permanentes.

La estrategia de control predictivo descrita previamente puede ser generalizada y aplicada mediante un modelo predictivo que calcula la señal de control predictivo y un bloque conductor que genera la trayectoria deseada, tal como se representa en la Figura 1.7.

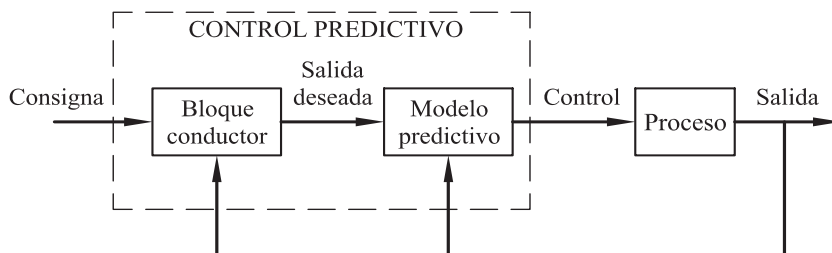


Figura 1.7: Diagrama de bloques básico del control predictivo.

El ejemplo de climatización que estamos considerando nos ha servido para definir el concepto de control predictivo y su aplicación práctica. Sin embargo, es lógico plantearse algunas objeciones a la practicidad de este concepto, en la forma en la que ha sido expuesto, tales como el hecho de que el modelo considerado es demasiado simple para describir con suficiente precisión la dinámica del proceso de climatización.

En efecto, existen otras muchas variables no recogidas en el modelo (1.2) que intervienen en el proceso de climatización, el cual, por añadidura, tiene parámetros variables con el tiempo. Vamos pues a considerar, en el apartado siguiente, el efecto de esas otras variables, la naturaleza inherentemente variable del proceso y la generalización metodológica que aparece como necesaria para resolver satisfactoriamente el problema de control en un entorno de operación real.

## 1.8 El efecto de las perturbaciones

No cabe duda de que el entorno de operación del proceso de climatización considerado es más complejo que el descrito para obtener la ecuación (1.2). Podemos de manera inmediata considerar diversas variables que actúan sobre dicho proceso; por ejemplo, la temperatura exterior, el número de personas en la habitación, el número de ordenadores en funcionamiento, la temperatura del caudal de aire frío que entra en la habitación, etc. Analizaremos a continuación los posibles efectos de estas variables sobre el proceso en cuestión.

Particularmente nos centraremos, a título de ejemplo, en la temperatura del caudal de aire frío que entra en la habitación. Consideremos una situación en la que, para los primeros utilizadores de la climatización a primera hora de la mañana, la temperatura del caudal de aire frío que entra en la habitación es de  $10^{\circ}\text{C}$ . Esta temperatura es suficientemente baja para enfriar la habitación eficazmente. Es decir, el efecto de actuar sobre el caudal de aire frío  $q(0)$  que entra en la habitación seguramente tendrá un impacto significativo en la temperatura de la habitación dentro de 5 minutos.

Siendo el parámetro  $b_1$  el factor de peso del efecto de  $q(0)$  sobre la temperatura dentro de 5 minutos, es evidente que este parámetro no será igual a cero, sino que seguramente tendrá un valor significativo. A modo de ejemplo, consideremos que el valor de este parámetro fuera  $-0.5$ . Esto significaría que un incremento de una unidad en el caudal de aire frío que entra en la habitación haría decrecer la temperatura de la misma medio grado centígrado en 5 minutos.

Sin embargo, puede ocurrir que la temperatura del caudal de aire frío cambie a lo largo del día, debido a que aumente la demanda global de aire frío por parte de los usuarios de la climatización y las máquinas de frío no puedan responder de la misma forma a esta demanda. Consideremos que al mediodía la temperatura del caudal de aire frío ha aumentado a  $16^{\circ}\text{C}$ . Obviamente este caudal enfriará la habitación, pero mucho menos enérgicamente que si la temperatura siguiese teniendo el valor anterior de  $10^{\circ}\text{C}$ . Bajo estas nuevas condiciones, cabe preguntarse si el valor del parámetro  $b_1$  va a seguir siendo  $-0.5$ . Obviamente, no. En estas nuevas condiciones, cabe esperar que el valor del parámetro  $b_1$  haya disminuido notablemente, lo que significa que la eficacia del caudal de aire para enfriar

la habitación disminuirá considerablemente y se necesitará un caudal muy superior para lograr el mismo efecto de climatización.

En consecuencia, podemos deducir que el aumento de la temperatura del caudal de aire frío de  $10^{\circ}\text{C}$  a  $16^{\circ}\text{C}$  no solo tenderá a hacer aumentar la temperatura dentro de la habitación, sino que hará cambiar el valor del parámetro  $b_1$  y, lógicamente, también el de los otros parámetros  $b_2$ ,  $a_1$  y  $a_2$  del modelo (1.2). Es decir, el cambio en la temperatura del caudal de aire frío hará cambiar asimismo la dinámica (relación causa–efecto) del proceso de climatización.

El análisis que hemos realizado sobre la temperatura del caudal de aire frío tiene un valor genérico y puede generalizarse al conjunto de todas las variables, incluidas variables de control y perturbaciones medibles y no medibles, que definen el entorno de operación de un proceso real. De este análisis podemos deducir que los cambios en las variables o perturbaciones que afectan al proceso tienen dos efectos, a saber:

1. Tenderán en general a hacer desviar de su consigna la variable bajo control.
2. Cambiarán la relación dinámica entre las variables de entrada y salida del proceso.

Cabe preguntarse cuál de estos dos efectos es el más perjudicial desde el punto de vista del control. Pues bien, desde la perspectiva del control predictivo, el efecto peor es claramente el cambio de la dinámica del proceso. Para aceptar esta afirmación, pensemos que el modelo del proceso es la herramienta que utilizamos para calcular el control predictivo. Un buen modelo puede asegurarnos una buena predicción y, por tanto, un buen control predictivo. Suponiendo que se disponga de un buen modelo para un cierto escenario de operación, los cambios que se produzcan en la dinámica del proceso darán lugar a un deterioro de la bondad del modelo y por ende de la predicción y del control predictivo.

El primer efecto considerado anteriormente, aunque nos preocupe, tiene un carácter secundario, porque si disponemos de un buen modelo del proceso, mediante la aplicación de control predictivo, podremos fácilmente corregir cualquier desviación que se produzca en la variable bajo control.

De lo anterior, podemos concluir que, por sí mismo, el control predictivo es sin duda una solución avanzada pero incompleta, porque los cambios que

de forma natural se producen en las variables o perturbaciones del entorno de operación de los procesos reales varían su dinámica y, en consecuencia, no se puede garantizar la precisión en la predicción de la salida del proceso a partir de un modelo con parámetros fijos y, por ende, un control predictivo satisfactorio.

## 1.9 La necesidad de adaptación

Podemos considerar que si dispusiéramos de un mecanismo de adaptación capaz de hacer variar los parámetros de nuestro modelo siguiendo con precisión los cambios que se producen en la dinámica del proceso, no nos preocuparía el que las perturbaciones variaran dicha dinámica, porque ese mecanismo compensaría dichos cambios ajustando apropiadamente nuestro modelo. Por otra parte, y bajo esta misma hipótesis, tampoco nos preocuparía que las perturbaciones desviarán de su consigna la variable bajo control, porque disponiendo de un buen modelo de la dinámica del proceso podríamos fácilmente corregir dichas desviaciones, como ya hemos indicado.

Podríamos incluso considerar que con un mecanismo de adaptación eficaz podría prescindirse del conocimiento de las perturbaciones, cuyos cambios afectan a la dinámica del proceso, y a pesar de ello llegar a conseguir un control satisfactorio del proceso. Para explicar esta idea de forma intuitiva, volvamos a continuación al caso del ejemplo de climatización que hemos venido utilizando.

Supongamos que, debido al cambio de la temperatura del aire frío y a otros cambios del entorno, los parámetros del modelo (1.2) van cambiando desde primera hora de la mañana hasta el mediodía. Si disponemos de un mecanismo de adaptación capaz de ajustar los parámetros de dicho modelo para seguir el cambio dinámico de la relación entre las temperaturas de la habitación y los caudales de aire frío, podremos servirnos de él para calcular en todo momento el caudal de aire frío necesario para que la temperatura de la habitación siga los valores deseados, sin necesidad de disponer de ningún otro conocimiento del entorno. Así, a primera hora de la mañana, si el mecanismo de adaptación nos dice que el parámetro  $b_1$  es igual a  $-0.5$ , y nos da asimismo el valor del resto de los parámetros, sabremos que el caudal de aire frío a aplicar será reducido y podremos calcularlo con precisión, independientemente de la temperatura del caudal de aire frío,



de la temperatura exterior y de cualquier otra variable o perturbación del entorno del proceso. De la misma forma, si al mediodía el mecanismo de adaptación nos dice que el parámetro vale  $-0.05$ , y nos da asimismo el valor del resto de los parámetros, sabremos que el caudal necesario para mantener la temperatura de la habitación en sus valores deseados será mucho mayor en este caso y podremos calcularlo con precisión, sin necesitar asimismo de ningún otro conocimiento de las variables o perturbaciones del entorno.

Por otra parte, supongamos que fuera necesario conocer con precisión todas las variables que afectan al proceso para aplicar un control predictivo satisfactorio. Esto, aún suponiendo que fuera posible, sería sin duda muy restrictivo al requerirse mucha información, lo que sería poco práctico en términos generales y particularmente para un control industrial.

Así pues podemos considerar que, para llegar a ser una solución completa e industrial, el control predictivo necesitaría dotarse de un mecanismo de adaptación capaz de ajustar convenientemente los parámetros del modelo predictivo cuando se modifica la dinámica del proceso. En el apartado siguiente vamos a considerar los conceptos y la forma básica para materializar un mecanismo de adaptación.

## 1.10 Sistemas adaptativos

El mecanismo de adaptación debe representar en la práctica un proceso de aprendizaje y, como tal, necesitará una información que le permita aprender. Esta información vendrá dada fundamentalmente por las variables de entradas y salidas del modelo predictivo que pretende ajustar y por los propios errores de predicción del modelo. Dichos errores, al producirse en los sucesivos instantes de muestreo, deberán añadir un conocimiento incremental al conocimiento previo de la dinámica del proceso, el cual reside en el valor de los parámetros del modelo. De forma sencilla e intuitiva podemos aventurar que la operación del mecanismo de adaptación, en un proceso tal como el de climatización que hemos venido considerando, debería producir un cambio en los parámetros de un modelo tal como el (1.2) en la forma siguiente:

$$\begin{aligned} a_i(k) &= a_i(k-1) + \Delta_{a_i}(\varepsilon(k)); & i = 1, 2 \\ b_i(k) &= b_i(k-1) + \Delta_{b_i}(\varepsilon(k)); & i = 1, 2. \end{aligned} \tag{1.12}$$

Esto significa que el valor de cada uno de los parámetros del modelo en el instante de muestreo  $k$  será generado por el mecanismo de adaptación sumando al valor del parámetro en el instante anterior  $k - 1$  una función incremental que depende del error de predicción  $\varepsilon(k)$  producido en el instante  $k$ . La lógica que sustenta esta forma de adaptación puede ilustrarse en los puntos siguientes:

- En caso de que el error de predicción hubiera sido nulo en el instante  $k$ , es evidente que desearíamos conservar el conocimiento que poseemos de la dinámica del proceso y, en consecuencia, mantener el valor previo (en  $k - 1$ ) de los parámetros del modelo, lo que justifica el primer término del miembro derecho de la ecuación (1.12).
- En caso de que en el instante  $k$  se hubiera producido un error de predicción distinto de cero, es evidente que desearíamos mejorar nuestro conocimiento de la dinámica del modelo, pero sin olvidar el conocimiento previo. Es por ello que parece lógico añadir un conocimiento incremental como resultado del error de predicción constatado, lo que justifica las funciones en el segundo sumando en (1.12). De hecho, desearíamos que estas funciones incrementales estuvieran diseñadas de tal forma que, al tender el tiempo a infinito, el error de predicción se minimizara o tendiera hacia cero lo más rápidamente posible, de acuerdo con el objetivo fundamental de una buena predicción de la salida del proceso.

Para materializar estos conceptos en un esquema práctico, podemos acudir en la literatura de control a la formulación de los denominados sistemas adaptativos. Pero antes de referirnos a ella, debemos poner de relieve el hecho de que en las descripciones conceptuales previas en este capítulo, hemos considerado el concepto de modelo desde las siguientes perspectivas:

1. Por una parte, hemos razonado que la relación dinámica de entradas y salidas del proceso viene determinada intrínsecamente por una ecuación o ecuaciones, cuyos parámetros hemos asimilado a la dinámica particular del proceso, que en principio es desconocida.
2. Por otra parte, hemos visto cómo, si estas ecuaciones son conocidas, el control predictivo puede utilizarlas para obtener un control satisfactorio del proceso.

- Finalmente, estamos considerando que al desconocer a priori la ecuación o ecuaciones del proceso y sus variaciones con el tiempo, deberemos intentar construir un modelo, que denominaremos “adaptativo”, capaz de reproducir el comportamiento del mismo y de seguir sus cambios dinámicos con el tiempo.

Los sistemas adaptativos responden en general a un esquema tal como el representado en la Figura 1.8. La señal de entrada al proceso se aplica simultáneamente al modelo adaptativo y las salidas de ambos se comparan para producir una señal de error, a partir de la cual un mecanismo de adaptación ajusta los parámetros del modelo adaptativo.

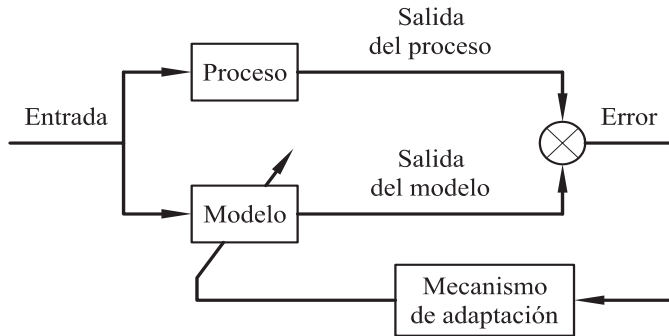


Figura 1.8: Esquema básico de un sistema adaptativo.

El problema de diseño de un mecanismo de adaptación tal como el que se presenta en la Figura 1.8 ha generado un interés considerable entre los investigadores. Algunos autores han enfocado el problema desde la perspectiva de la optimización, es decir, desde la perspectiva de la minimización de un índice o función del error previamente mencionado [AE71, Men73, Lju87]. Otro enfoque [Mar76b, Mar84, MSF84, Mar86, CMSF88] considera la solución desde la perspectiva de la estabilidad y lleva a resultados que se resumen en el siguiente párrafo.

La operación del mecanismo de adaptación asegura que el valor absoluto del error considerado en la Figura 1.8 permanecerá acotado a partir de un cierto instante de muestreo por el menor límite posible, de acuerdo con el nivel de ruidos y perturbaciones actuando sobre el proceso. Si no existen ruidos y perturbaciones actuando sobre el proceso, el error tenderá asintóticamente hacia cero. Estos resultados concuerdan con los conceptos previamente expuestos en relación al mecanismo de adaptación (1.12) y

serán desarrollados en los capítulos de este libro.

Los razonamientos y referencias considerados previamente nos indican que para que un modelo adaptativo pueda hacer el seguimiento de los cambios dinámicos del proceso, el mecanismo de adaptación tendrá que aprender dichos cambios a partir de los propios errores de predicción del modelo. En consecuencia y de nuevo a título de ejemplo, cuando en el proceso de climatización considerado aumente la temperatura del caudal de aire frío, dicho cambio determinará en principio e inevitablemente un aumento de la temperatura de la habitación, es decir, un alejamiento de dicha temperatura de su valor de consigna. Este alejamiento será detectado por el mecanismo de adaptación en términos de error de predicción, a partir del cual el modelo adaptativo empezará a aprender el cambio dinámico que se está produciendo en el proceso, al mismo tiempo que el control predictivo intentará corregir el mencionado alejamiento.

## 1.11 Sistemas de control adaptativo y predictivo

### 1.11.1 Diagrama de bloques

Cuando el esquema de control predictivo descrito en el Apartado 1.7 se combina con el sistema adaptativo considerado en el apartado anterior, obtenemos el sistema adaptativo predictivo global que se presenta en la Figura 1.9. En este esquema un mismo modelo juega simultáneamente dos papeles, modelo predictivo y modelo adaptativo, como se describe a continuación:

- Por una parte, el modelo adaptativo recibe la misma señal de control que el proceso, y la salida de ambos se comparan para generar la señal de error, a partir de la cual el mecanismo de adaptación ajusta los parámetros del modelo adaptativo con el fin de obtener el resultado de estabilidad considerado en el apartado anterior, es decir que la salida del modelo adaptativo tienda a coincidir con la salida del proceso.
- Por otra parte, el modelo predictivo calcula la señal de control a partir de la salida deseada generada por el bloque conductor. Este cálculo, realizado de acuerdo con el principio de control predictivo, hace que la salida deseada sea igual a la salida del modelo adaptativo, que es la salida predicha del proceso.

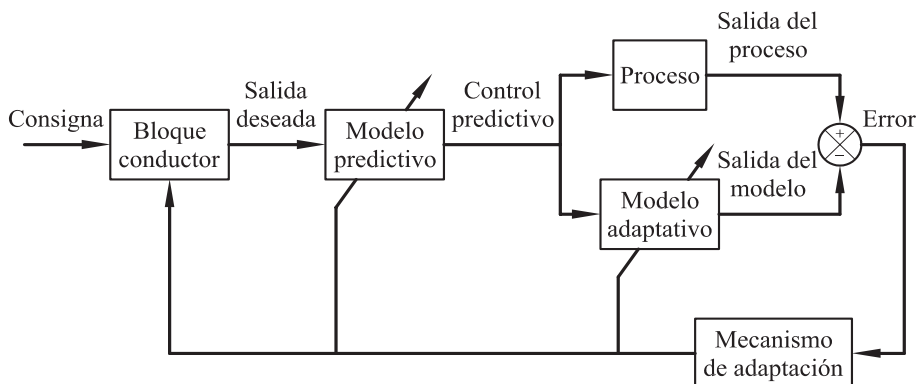


Figura 1.9: Esquema global de control adaptativo y predictivo.

En consecuencia, cuando el mecanismo de adaptación hace tender la diferencia entre la salida del proceso y del modelo adaptativo hacia cero, la diferencia entre la salida del proceso y la salida deseada tiende también hacia cero. De esta forma se alcanza la estabilidad global del control adaptativo predictivo. La teoría matemática que soporta los resultados de estabilidad del control adaptativo predictivo ha aparecido en diversas publicaciones [Mar76b, Mar84, MSF84, Mar86, CMSF88, MR96, MR97] y será asimismo presentada en los capítulos de este libro.

El diagrama de la Figura 1.9 puede simplificarse en el diagrama de la Figura 1.10, que es el diagrama generalmente utilizado para representar esta metodología. La funcionalidad de los bloques de este diagrama se describe brevemente a continuación:

- **Bloque conductor:** Genera la trayectoria de salida deseada que guiará la salida del proceso hacia la consigna en forma óptima.
- **Modelo predictivo:** Calcula la señal de control que hace que la salida del proceso predicha esté contenida en la trayectoria deseada generada por el bloque conductor.
- **Mecanismo de adaptación:** Ajusta los parámetros del modelo predictivo a partir de los errores de predicción, con el fin de que dichos errores tiendan eficientemente hacia cero. Asimismo, informa al bloque conductor de las desviaciones de la salida del proceso con respecto a la trayectoria deseada. De esta forma, el bloque conductor

puede redefinir la trayectoria deseada de una manera coherente con la salida medida del proceso.

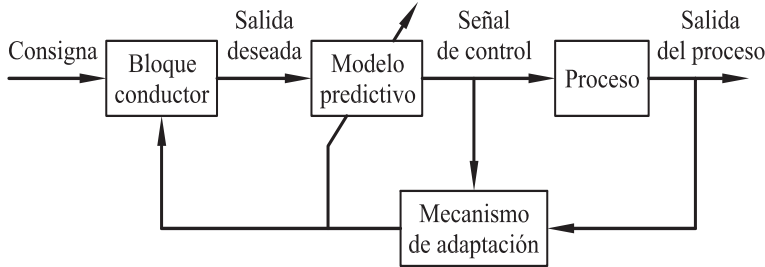


Figura 1.10: Diagrama de bloques de un sistema de control adaptativo predictivo.

### 1.11.2 Ejemplo conceptual de aplicación

A continuación, apoyándonos en la Figura 1.11, describiremos de forma conceptual e ilustrativa la aplicación de control adaptativo predictivo a un proceso de climatización (en este caso en invierno) por aire caliente similar al considerado en el Apartado 1.4.

En el instante de control inicial  $k$  (7 de la mañana) de la Figura 1.11, el bloque conductor (representado en la Figura 1.10) recibe la información, por una parte, del valor de consigna ( $20^{\circ}\text{C}$ ) y, por otra, del valor presente de la temperatura, que es  $12^{\circ}\text{C}$ . A partir de esta información, el bloque conductor genera en el instante  $k$  la trayectoria deseada que la temperatura bajo control debería seguir para alcanzar la consigna, que es la trayectoria 1 mostrada en la Figura 1.11. De acuerdo con esta trayectoria deseada, la temperatura debería aumentar en el siguiente periodo de control de 5 minutos de  $12^{\circ}\text{C}$  a  $13^{\circ}\text{C}$ . Este último valor es la salida deseada para el siguiente instante de control  $k + 1$ , que le pasa el bloque conductor al modelo predictivo. A partir de esta salida deseada, el modelo predictivo calcula en el instante  $k$  la señal de control que hace la temperatura predicha en el instante  $k + 1$  igual a  $13^{\circ}\text{C}$ . Consideremos que esta señal de control corresponde a una apertura de válvula de aire caliente del 50%, como se indica en la Figura 1.11.

Una vez la señal de control predictivo ha sido aplicada, el sistema espera hasta el siguiente instante de control, cuando la temperatura de la habitación es medida de nuevo. Supongamos que la temperatura medida

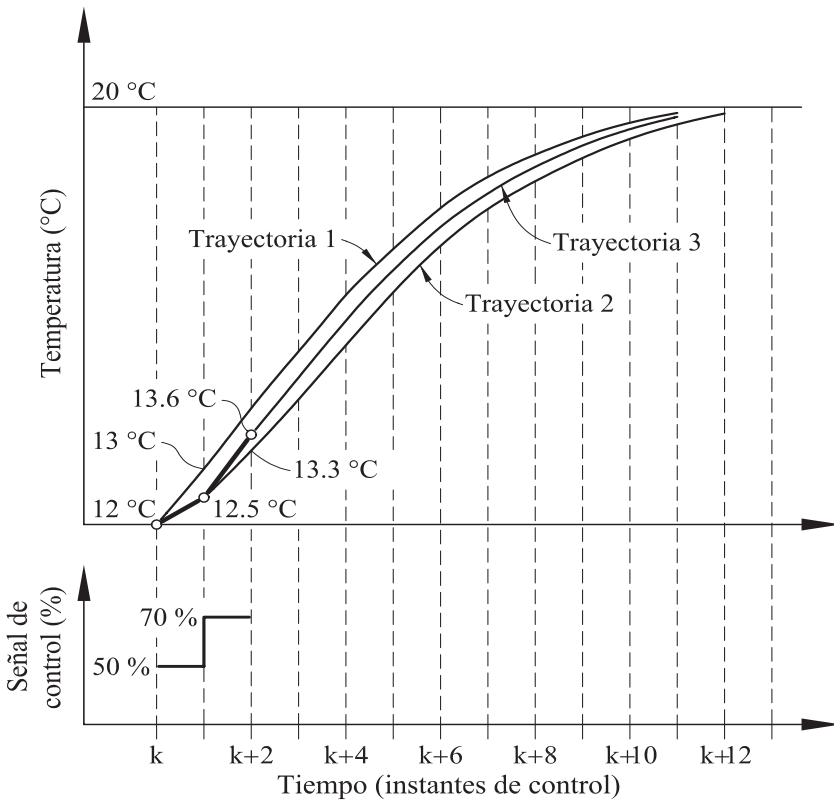


Figura 1.11: Ejemplo conceptual de aplicación de control adaptativo predictivo.

en el instante  $k + 1$  es  $12.5\text{ °C}$  en lugar de los deseados  $13\text{ °C}$ . Por lo tanto ha existido un error de predicción de  $0.5\text{ °C}$ . En esta situación, el mecanismo de adaptación reacciona en dos niveles. En un primer nivel, ajusta los parámetros del modelo predictivo con el fin de hacer tender el error de predicción hacia cero. En un segundo nivel, informa al bloque conductor que la temperatura medida ha sido únicamente de  $12.5\text{ °C}$  en lugar de  $13\text{ °C}$ , como se esperaba de acuerdo con la primera trayectoria deseada. En consecuencia, el bloque conductor generará una segunda trayectoria deseada, teniendo en cuenta la evolución real de la variable del proceso. Esta segunda trayectoria es la trayectoria 2 representada en la Figura 1.11 y, como puede observarse, se inicia en el último valor de temperatura medido, que es  $12.5\text{ °C}$ . De acuerdo con esta segunda trayectoria deseada, la temperatura de la habitación deberá cambiar, durante el nuevo periodo de control, desde  $12.5\text{ °C}$  hasta  $13.3\text{ °C}$ . A partir de este valor, el modelo predictivo

calcula la nueva señal de control. Supongamos que el modelo predictivo, ya ajustado en el instante  $k + 1$ , calcula en este instante una acción de control correspondiente a una apertura de válvula del 70%, como se indica en la Figura 1.11. El sistema espera de nuevo la reacción del proceso y, más concretamente, la temperatura alcanzada en el siguiente instante de control. Supongamos que la nueva temperatura medida en el instante  $k + 2$  es  $13.6^{\circ}\text{C}$ . Así pues, en esta ocasión el valor medido ha excedido al valor predicho. El sistema reaccionará con el mismo modelo de comportamiento: a partir del nuevo error de predicción ajustará los parámetros del modelo predictivo, informará al bloque conductor de la nueva medida de temperatura, generará una nueva trayectoria de salida deseada (en este caso la trayectoria 3 de la Figura 1.11) y un nuevo valor de salida deseada, que será utilizado para calcular la nueva acción de control predictivo.

El resultado de la operación del sistema en los distintos instantes de control es que el error de predicción tiende rápidamente hacia cero y las diferentes trayectorias deseadas, generadas por el bloque conductor, convergen hacia una única trayectoria. Esta única trayectoria es la que finalmente seguirá la salida del proceso, en este caso la temperatura, para alcanzar la consigna de  $20^{\circ}\text{C}$ .

## 1.12 Límites del control adaptativo predictivo

El Control Adaptativo Predictivo descrito conceptualmente en el apartado anterior ha demostrado un funcionamiento muy satisfactorio en su aplicación a una amplia variedad de procesos industriales, como podremos comprobar en la Unidad Didáctica V de este libro y ha sido descrito en numerosas publicaciones [GR90, TO90, DAM92, GBHU93, GCM94, MGK94, PPCC94, CBC95, MR96, PPCC97, MP97, PMM98, SMM98, MLM99], siempre que exista una relación causa-efecto que determine el comportamiento dinámico del proceso y que dicha relación pueda ser identificada por medio de un modelo. Pero ello no siempre es así, de hecho se presentan con frecuencia ocasiones en que esto no ocurre y en las que, en consecuencia, la aplicación del control adaptativo predictivo no es aconsejable. Por ejemplo, en muchos procesos industriales se produce a veces la circunstancia de que la variable de salida del proceso, por efecto de las perturbaciones o por otras causas, entra en una zona de saturación o cercana a la saturación, donde las acciones de control pierden temporalmente su efecto



dinámico sobre la misma. En estas circunstancias, la relación causa-efecto del proceso deja de existir y, por ello, mantener la aplicación de control adaptativo predictivo sería contraproducente, pues el conocimiento de la dinámica del proceso que reside en los parámetros del modelo adaptativo se deterioraría significativamente. Dichos parámetros tenderían en general hacia cero, indicando la ausencia de una relación de entrada-salida, con lo que las acciones de control perderían su lógica.

En consecuencia, en determinados casos, el control adaptativo predictivo tiene unos límites más allá de los cuales su funcionamiento deja de ser recomendable. Dichos límites de funcionamiento pueden caracterizarse generalmente mediante dominios de operación situados en los extremos del rango de operación de la variable bajo control. Así pues, dentro de dicho rango de operación, puede existir uno o varios dominios donde el funcionamiento del control adaptativo predictivo sea perfectamente satisfactorio y otros dominios donde no deberá aplicarse control adaptativo o predictivo porque su funcionamiento podría deteriorarse.

A partir de esta realidad, se ha desarrollado el denominado control Adaptativo Predictivo Experto (ADEX), que pretende superar de forma sistemática los problemas mencionados. El apartado siguiente introduce conceptualmente la nueva metodología.

## 1.13 Control adaptativo predictivo experto

### 1.13.1 Dominios ADEX

El control ADEX, introducido en una solicitud de patente internacional PCT [Mar00], aceptada en EE.UU. [Mar03a] y en Europa [Mar03b], combina el control adaptativo predictivo con el control experto basado en reglas, mediante la definición de dominios de operación para ambos en una estructura de control integrada.

Dado un rango de operación de la variable bajo control, la metodología ADEX divide dicho rango en diferentes dominios de control adaptativo predictivo (AP) y de control experto (EX). La Figura 1.12 muestra un ejemplo en el que se han definido tres dominios AP, uno situado en la parte central (AP-C) del rango de variación de la variable, otro en la parte superior (AP-S) al central y otro en la parte inferior (AP-I), así como dos

dominios expertos, uno en la parte superior del rango de variación (EX-S) y otro en la parte inferior (EX-I).

<b>DOMINIO EXPERTO EX - S</b>
<b>AP - S</b>
<b>DOMINIO ADAPTATIVO PREDICTIVO AP - C</b>
<b>AP - I</b>
<b>EX - I</b>

Figura 1.12: Dominios AP y EX en el rango de variación de la salida del proceso.

Los dominios AP son aquéllos en los que la relación dinámica causa-efecto entre las variables de entrada y salida del proceso puede ser identificada por medio de un sistema adaptativo. En estos dominios se aplicará control AP y la operación del proceso podrá ser generalmente controlada en forma óptima. Como muestra el ejemplo de la Figura 1.12, pueden definirse diferentes dominios AP y en cada uno de ellos puede definirse una forma distinta de aplicar control AP, que será la que más convenga en cada caso.

Los dominios expertos son dominios de operación donde el control manual puede proporcionar un control más robusto y eficiente que el control AP. Esto puede suceder cuando no existe una relación causa-efecto entre las variables de entradas y salidas o ésta no puede obtenerse en tiempo real o cuando adquirir dicho conocimiento llevaría cierto tiempo y no resultaría en una mejora sustancial sobre el control manual. Estos dominios se sitúan habitualmente en los extremos del rango de operación normal de las variables del proceso y en ellos se utiliza la experiencia del operador para definir las reglas que imitan la inteligencia del control manual. El control ADEX aplicado en los dominios expertos se diseña con el fin de conducir las variables del proceso hacia los dominios AP, donde se aplica el control AP.

### 1.13.2 Diagrama de bloques y descripción funcional

El diagrama de bloques de ADEX se presenta en la Figura 1.13 y, como puede observarse, es equivalente al del control AP, pero con un Bloque Experto añadido en un nivel superior. Este bloque experto, a partir de la información que recibe de las variables del proceso, es capaz de determinar y modificar la operación del bloque de control, el bloque conductor y el mecanismo de adaptación tal y como se describe a continuación.

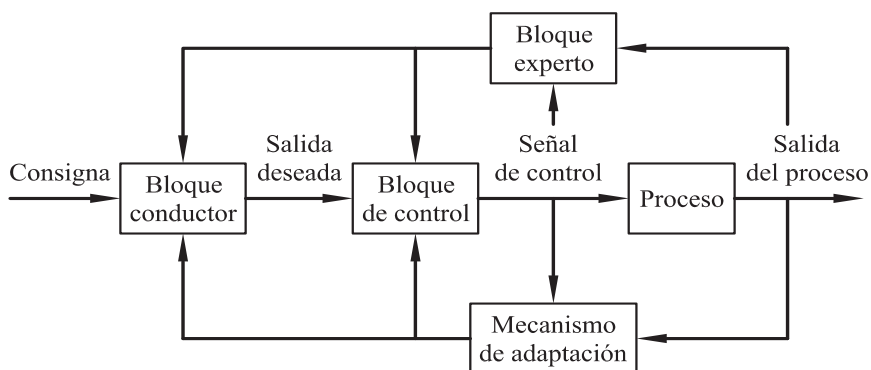


Figura 1.13: Diagrama de bloques del control adaptativo predictivo experto.

- Bloque de control:** Dependiendo de si el dominio de operación en el que se encuentra la variable de salida del proceso es AP o EX, el bloque experto determina la aplicación de control AP o control experto. En el primer caso, el bloque de control actuará como modelo predictivo, dentro del esquema propio del control AP, y calculará el control predictivo a aplicar al proceso. Si debe aplicarse control experto, el bloque de control actuará como un sistema por reglas que, imitando la actuación del operador humano, aplicará control experto al proceso. Esta función del bloque experto evitará la aplicación de control AP cuando no es procedente y el deterioro que conllevaría este tipo de aplicación, y permitirá en estos casos una actuación de control razonable como la que llevaría a cabo el operador humano del proceso. Esta función del bloque experto por sí misma confiere al controlador ADEX una gran robustez y fiabilidad industrial.

- **Bloque conductor:** En su interacción con el bloque conductor, el bloque experto puede determinar el criterio de rendimiento para la generación de la trayectoria deseada más conveniente para cada uno de los dominios AP. Así pues, a título de ejemplo, puede determinar la velocidad de cambio o pendiente de la trayectoria deseada en su acercamiento a la consigna. Si el dominio está alejado de la consigna puede desearse una gran velocidad de cambio, pero si el dominio contiene la consigna, entonces podríamos desear una velocidad de cambio menor, para que la consigna se alcance suavemente y sin oscilaciones.
- **Mecanismo de adaptación:** En su interacción con el mecanismo de adaptación, el bloque experto puede determinar: (a) cuándo conviene activar o desactivar la adaptación de los parámetros del modelo AP, según sean las condiciones de operación, y (b) la reinicialización de los parámetros del modelo AP al variar el dominio de operación. Por una parte, al introducir criterios para arrancar o parar la adaptación según las condiciones de operación, el bloque experto vuelve al mecanismo de adaptación más robusto, evitando posibles deterioros de la identificación paramétrica en el modelo AP. Por otra parte y a título de ejemplo, si conocemos en forma aproximada cambios importantes de la dinámica del proceso en diferentes dominios de operación, el bloque experto puede ayudar sensiblemente al mecanismo de adaptación al reinicializar los parámetros del modelo AP cuando la salida del proceso cambia de uno a otro de estos dominios. Los procesos de tipo pH son un ejemplo típico de esta circunstancia.

En definitiva, el funcionamiento del bloque experto permite hacer uso del conocimiento previo del que disponemos sobre el proceso y utilizarlo, por medio de la aplicación de reglas, tanto en la aplicación del control experto como en la aplicación del control adaptativo predictivo de ADEX. Con ello el controlador puede utilizar ventajosamente dicho conocimiento para aplicar el control apropiado en los diferentes dominios de operación, y particularmente en los dominios AP eligiendo el criterio de rendimiento más apropiado para el bloque conductor y/o adaptando y reinicializando los parámetros del modelo AP cuando es conveniente.