

PROYECTO FIN DE MÁSTER

Control predictivo de riego de cultivos en exteriores



UNIVERSIDAD COMPLUTENSE
MADRID

Autor: Cristóbal Beltrán Blázquez Pérez

Director: Fernando Morilla García

Para los estudios de
MÁSTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y DE CONTROL

2013/2014





MÁSTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y DE CONTROL

Control predictivo de riego de cultivos en exteriores

REALIZADO POR:

Cristóbal Beltrán Blázquez Pérez

DIRECTOR:

Fernando Morilla García

DEPARTAMENTO:

Informática y Automática (UNED)

Madrid, septiembre de 2014

El tribunal constituido para la evaluación del Proyecto Fin de Máster titulado:

Control predictivo de riego de cultivos en exteriores

Realizado por el alumno: **Cristóbal Beltrán Blázquez Pérez**

Y dirigido por: **Fernando Morilla García**

Ha resuelto asignarle la calificación de:

- SOBRESALIENTE (9 - 10 puntos)
- NOTABLE (7 - 8.9 puntos)
- APROBADO (5 - 6.9 puntos)
- SUSPENSO

Con la nota: puntos.

El Presidente:

El Secretario:

El Vocal:

Madrid, a de de 2014.

Autorizo a la Universidad Complutense y a la UNED a difundir y utilizar con fines académicos, no comerciales y mencionando expresamente a sus autores, tanto la memoria de este Trabajo Fin de Máster, como el código, la documentación y/o el prototipo desarrollado.

Madrid, a 8 de septiembre de 2014.

Fdo. Cristóbal Beltrán Blázquez Pérez

PALABRAS CLAVE

Control predictivo, control óptimo, agricultura, agricultura de precisión, riego, cultivos.

RESUMEN

El objetivo de este proyecto es proponer un controlador predictivo para el riego de cultivos en exteriores. Con el enfoque propuesto se pretende conseguir una estrategia de riego que minimice el riego aplicado, pero que sea capaz de mantener el nivel de agua deseado.

Para ello se establece un modelo de riego basándose en la bibliografía existente relativa a técnicas de riego en el sector agrónomo. El modelo propuesto trata de aunar los beneficios de las distintas estrategias empleadas en la agricultura de precisión. Por un lado trata de estimar las necesidades del cultivo (controladores basados en la evapotranspiración), realimentando con la medida de agua en el terreno (controladores *Soil Moisture Sensor*) y considerando la influencia de las precipitaciones para decidir el riego aplicado (controladores *Rain Sensor*).

A continuación se establece un modelo de control predictivo para cumplir los objetivos del modelo de riego. Para ello se implementa el modelo de riego propuesto dando lugar a un controlador configurable de forma sencilla a partir de una pequeña cantidad de parámetros.

Posteriormente se definen una serie de casos de ensayo basados en datos reales y se estudian los resultados obtenidos, teniendo en cuenta tanto el consumo de agua como el resto de prestaciones deseables en el controlador.

Se comprueba cómo el controlador predictivo es capaz de cumplir con el criterio de riego fijado, aprovechando la información de las previsiones meteorológicas y trabajando para evitar que el nivel de agua alcance niveles indeseables.

Tras el análisis de los resultados, se propone e implementa una mejora del controlador, dotando a éste de un comportamiento robusto. Al incluir esta mejora, el controlador aumenta sus prestaciones ya que es capaz de garantizar el rango deseado de operación incluso con un valor alto de las perturbaciones.

Índice general

1. Introducción	1
2. Estado del Arte	3
2.1. Estado y dimensión del mercado potencial	3
2.2. Tecnologías disponibles	4
3. Modelo de Riego	9
3.1. Necesidades hídricas de un cultivo	9
3.1.1. Disponibilidad de agua de un cultivo. Balance hídrico	9
3.1.2. Influencia del terreno	10
3.1.3. Influencia de las raíces de la planta	12
3.2. Evapotranspiración	12
3.2.1. Descripción general de la evapotranspiración	12
3.2.2. Cálculo de la evapotranspiración	15
3.2.2.1. Evapotranspiración de referencia: ET_0	15
3.2.2.2. Evapotranspiración del cultivo: ET_c	16
3.2.2.3. Evapotranspiración ajustada: ET_{caj}	19
3.2.3. Aplicación de la evapotranspiración para calcular las necesida- des de riego de un cultivo	20
4. Modelo de Control Predictivo	23
4.1. Planteamiento del modelo	23
4.1.1. Ecuaciones de evolución	23
4.1.2. Horizonte deslizante	24
4.2. Formulación matricial	25
4.2.1. Espacio de estados	25
4.2.2. Formulación apilada	26
4.3. Función de coste	28
4.4. Restricciones	29

ÍNDICE GENERAL

4.4.1.	Límites a la acción de control	29
4.4.2.	Límites al contenido de agua en suelo	30
4.5.	Ajuste del controlador	30
4.5.1.	Horizontes de predicción y control	30
4.5.2.	Función de coste	31
4.5.3.	Límites de operación	33
4.5.4.	Referencia	34
5.	Selección de Datos de Estudio	35
5.1.	Cultivos de referencia	35
5.1.1.	Tipo de cultivo	35
5.1.2.	Datos de terreno	36
5.1.3.	Datos meteorológicos	37
5.1.4.	Métodos de riego de referencia	38
5.2.	Casos de ensayo	39
5.2.1.	Evolución anual	40
5.2.2.	Resultados de casos reales	40
5.2.3.	Operación del controlador sin estrés hídrico	41
5.2.3.1.	Riego máximo limitado	41
5.2.3.2.	Rango inferior estrecho	41
5.2.3.3.	Rango superior estrecho	41
5.2.3.4.	Rango estrecho	41
5.2.4.	Operación del controlador con estrés hídrico	42
5.2.5.	Efecto de las perturbaciones	43
6.	Resultados	45
6.1.	Evolución anual	45
6.2.	Resultados de casos reales	47
6.2.1.	Argoncillo	47
6.2.2.	Colmenar de Oreja	48
6.2.3.	Comentarios	49
6.3.	Operación del controlador sin estrés hídrico	51
6.3.1.	Riego máximo limitado	51
6.3.2.	Rango inferior estrecho	52
6.3.3.	Rango superior estrecho	53
6.3.4.	Rango estrecho	54
6.3.5.	Comentarios	55

6.4. Operación del controlador con estrés hídrico	57
6.5. Efecto de las perturbaciones	59
6.5.1. Media de las precipitaciones	59
6.5.2. Varianza de las precipitaciones	60
6.5.3. Media de la evapotranspiración	61
6.5.4. Varianza de la evapotranspiración	62
6.5.5. Media de la medida de agua en suelo	63
6.5.6. Varianza de la medida de agua en suelo	64
6.5.7. Comentarios	65
7. Modelo de Control Predictivo Robusto	67
7.1. Justificación	67
7.2. Formulación Robusta	68
7.2.1. Modelo con perturbaciones	68
7.2.2. Función de coste	70
7.2.3. Restricciones	71
7.2.4. Parámetros del estimador	73
7.3. Conclusiones	74
7.3.1. Resultados	74
7.3.1.1. Rango inferior estrecho	74
7.3.1.2. Rango superior estrecho	75
7.3.1.3. Rango estrecho	76
7.3.1.4. Media de las precipitaciones	77
7.3.1.5. Varianza de las precipitaciones	78
7.3.2. Comentarios	79
8. Conclusiones y Trabajo Futuro	81
8.1. Conclusiones	81
8.2. Líneas de trabajo futuras	83
A. Estimador de Perturbaciones	87
A.1. Definiciones	87
A.2. Formulación recursiva	88
A.3. Particularización para la función de peso	88
A.4. Ajuste del estimador	90
Referencias	93

ÍNDICE GENERAL

Índice de figuras

2.1. <i>Soil Moisture Sensor</i>	5
3.1. Balance hídrico.	10
3.2. Reparto de los efectos de evaporación y transpiración.	13
3.3. Esquema de un lisímetro.	15
3.4. Evolución de K_c a lo largo del desarrollo del cultivo.	18
3.5. Coeficiente de estrés hídrico (K_s).	20
4.1. Diagrama de bloques.	27
4.2. Efecto del parámetro λ sin errores meteorológicos.	32
4.3. Efecto del parámetro λ con errores meteorológicos.	32
5.1. <i>Soil Water Characteristics</i>	36
6.1. Simulación anual Colmenar de Oreja.	46
6.2. Simulación Argoncillo.	47
6.3. Simulación Colmenar de Oreja.	48
6.4. Simulación sin estrés, riego limitado.	51
6.5. Simulación sin estrés, rango inferior estrecho.	52
6.6. Simulación sin estrés, rango superior estrecho.	53
6.7. Simulación sin estrés, rango estrecho.	54
6.8. Simulación con estrés hídrico.	57
6.9. Simulación con μ_P aumentada.	59
6.10. Simulación con σ_P aumentada.	60
6.11. Simulación con μ_{ET} aumentada.	61
6.12. Simulación con σ_{ET} aumentada.	62
6.13. Simulación con μ_X aumentada.	63
6.14. Simulación con σ_X aumentada.	64
7.1. Diagrama de bloques con estimador.	68

ÍNDICE DE FIGURAS

7.2. Solución robusta, rango inferior estrecho.	74
7.3. Solución robusta, rango superior estrecho.	75
7.4. Solución robusta, rango estrecho.	76
7.5. Solución robusta con μ_P aumentada.	77
7.6. Solución robusta con σ_P aumentada.	78
A.1. Error relativo del estimador.	91
A.2. Robustez del intervalo de confianza.	92

Índice de cuadros

2.1. Necesidades hídricas de cultivos.	3
5.1. Valores de Kc empleados.	35
5.2. Parámetros de los terrenos.	37
5.3. Distribución normal para p y η	38
5.4. Distribución normal para x	39
6.1. Resultados Argoncillo.	47
6.2. Resultados Colmenar de Oreja.	48
6.3. Resultados sin estrés, riego limitado.	51
6.4. Resultados sin estrés, rango inferior estrecho.	52
6.5. Resultados sin estrés, rango superior estrecho.	53
6.6. Resultados sin estrés, rango estrecho.	54
6.7. Resultados con estrés hídrico.	57
6.8. Resultados con μ_P aumentada.	59
6.9. Resultados con σ_P aumentada.	60
6.10. Resultados con μ_{ET} aumentada.	61
6.11. Resultados con σ_{ET} aumentada.	62
6.12. Resultados con μ_X aumentada.	63
6.13. Resultados con σ_X aumentada.	64
7.1. Resultados robustos, rango inferior estrecho.	74
7.2. Resultados robustos, rango superior estrecho.	75
7.3. Resultados robustos, rango estrecho.	76
7.4. Resultados robustos con μ_P aumentada.	77
7.5. Resultados robustos con σ_P aumentada.	78

ÍNDICE DE CUADROS

Capítulo 1

Introducción

El agua es un recurso natural imprescindible y necesario en multitud de actividades. La disponibilidad de este recurso es limitada, lo cual afecta a las condiciones de vida de millones de personas en todo el mundo. Esta limitación podría agravarse en el futuro, haciendo que este recurso sea más valioso y aun más necesario. Por ello, un uso eficiente del agua debería ser una prioridad tanto para la industria como para la sociedad.

En general, de todo el consumo de agua un país, el sector agrónomo es el principal consumidor con más del 70 % del agua disponible [40]. En el caso de España, el porcentaje de agua destinado al regadío llega incluso al 83 % [25]. Con estas dimensiones, parece evidente que el uso de tecnologías que conlleven un mejor aprovechamiento del agua tendrá un impacto mucho mayor en el sector agrónomo que en cualquier otro.

Por otro lado, el sector agrónomo también es ideal para el desarrollo de este tipo de tecnologías debido a que el grado de automatización e implantación es hoy en día pequeño. Por tanto, existe un gran potencial de mejora y expansión para soluciones que optimicen el uso del agua. No obstante, cualquier solución que se trate de implantar con éxito debe partir del conocimiento preexistente en el sector y tratar de potenciarlo con las tecnologías apropiadas.

El presente proyecto parte de esta premisa. Desde un análisis de las técnicas más avanzadas de riego se trata de esbozar una solución que cumpla con las necesidades actuales de riego, a la vez que se trata de proporcionar una mayor funcionalidad. Además, la implantación de una solución como la propuesta, llevaría asociado el uso de diversas tecnologías de monitorización, tratamiento de datos y supervisión continua del cultivo que serían de gran utilidad en el sector agrónomo.

En primer lugar, en el capítulo 2 se efectuará una revisión del estado del arte de las tecnologías de riego y agricultura de precisión, así como de la necesidad que hay en el mundo agrónomo de soluciones de este tipo. Posteriormente se explicarán en el

1. INTRODUCCIÓN

capítulo 3 los conceptos agrónomos relevantes para el planteamiento del problema y se establecerá un modelo para calcular el riego de un cultivo.

A continuación, en el capítulo 4, se desarrollará la formulación del control predictivo que implementa el modelo propuesto. También se efectuará el ajuste de los parámetros del controlador a su valor nominal.

El capítulo 5 define los cultivos, terrenos, estaciones meteorológicas, métodos de riego de referencia y proporciona todos los datos que serán empleados para generar las soluciones. Todos los casos de ensayo que se van a simular se especifican en este capítulo junto con los valores de los límites de operación del controlador para cada caso. Tanto los resultados obtenidos como el análisis de las soluciones están recogidos en el capítulo 6.

En el capítulo 7 se propone una mejora del modelo de control predictivo ya que establece la formulación robusta del problema y se analizan las ventajas que proporciona.

Las conclusiones y líneas de mejora del proyecto se encuentran en el capítulo 8.

Por último se incluye un apéndice A que describe en detalle el estimador de perturbaciones empleado en el capítulo 7.

Capítulo 2

Estado del Arte

2.1. Estado y dimensión del mercado potencial

La superficie de regadío en España en 2013 fue de 3,540,560 *ha*, de las cuales, la inmensa mayoría disponen de riego localizado . Los datos para distintos cultivos representativos pueden encontrarse en la tabla 2.1 [15, 16, 32, 35].

Tipo de cultivo	Superficie cultivada (<i>ha</i>) (regadío)	Necesidad hídrica	
		<i>m</i> ³ / <i>ha</i>	<i>hm</i> ³
Arroz	121,746	17,075	2,079
Cereal	892,264	3,806	3,396
Cítricos	304,156	5,921	1,801
Olivo	689,267	4,178	2,880
Viñedo	325,583	3,391	1,104

Cuadro 2.1: Necesidades hídricas de cultivos.

En total, se estima que el agua destina a regadío en España alcanza los 23,552 *hm*³ [28], lo cual supone el 83 % del consumo total de agua [25]. Un sistema de riego que consiguiese un 20 % de ahorro podría llegar a suponer un ahorro de agua de unos 4 billones de litros de agua al año.

Por otro lado, se estima que el 55 % de la superficie de regadío en España está infradotada [28]. En estos casos, un sistema de control de riego que optimice el riego, puede permitir una dotación satisfactoria para estos cultivos.

Aparte del ahorro de agua, un riego ineficiente puede suponer importantes pérdidas económicas por otros motivos. Se estima que en Estados Unidos se pierden entre 62 y 300 \$/*ha* debido a ineficiencias en el riego de cultivos [47].

2. ESTADO DEL ARTE

Estas cifras ponen de manifiesto la importancia de emplear unas técnicas de riego eficientes. En general, las soluciones de control automático se han usado muy poco para aplicaciones de riego. Las soluciones comerciales suelen requerir que sea el usuario quien introduzca las cantidades de riego y no suponen procesos realmente automatizados [40]. Esta carencia de soluciones de uso extensivo contrasta con el coste relativamente bajo de la instrumentación necesaria. Una red de sensores inalámbricos para una superficie de unas 40 *ha* se estima en 2,700 \$ [47].

Por otro lado, una aplicación de riego puede ser de utilidad fuera del mundo agrónomo. En [22] y [30] se plantea el uso de sistemas de control de riego para jardines y entornos domésticos. Según [11], el uso de agua en los exteriores de las viviendas supone el 47% del consumo de agua doméstico. Estas cifras muestran que puede existir un interés en aplicar estas tecnologías para la economía doméstica.

2.2. Tecnologías disponibles

La aplicación de técnicas de agricultura de precisión requiere de diversas tecnologías. El uso de estas técnicas va popularizándose progresivamente, de forma que van surgiendo soluciones que posibilitan la puesta en práctica.

Hardware

Cualquier solución que plantee un control en bucle cerrado requiere la instrumentación del terreno para efectuar mediciones. Para ello, será necesario dotar al terreno de sensores que permitan conocer el estado del cultivo. Estos sensores son de amplio uso en la investigación de técnicas de riego y cultivo y en el uso de invernaderos, donde las tecnologías de control son empleadas con profusión.

En primer lugar, serán necesarias medidas meteorológicas de precipitaciones, temperatura y otras variables si se quieren efectuar cálculos complejos. Estas variables pueden obtenerse con estaciones meteorológicas dotadas de multitud de sensores o recurrir a bases de datos públicas. Por otro lado, los principales sensores que se van a emplear en el terreno son los de humedad o contenido de agua, aunque también pueden ser de utilidad mediciones de temperatura o grado de madurez de la planta.

De todos estos sensores, los que mayor importancia tienen para una aplicación de precisión son los que determinan la disponibilidad de agua en el terreno (*Soil Moisture Sensors*). Estos sensores son a menudo usados en el mundo agrónomo para conocer cualitativamente el estado del terreno, pero su aplicación a la agricultura de precisión es de más reciente aparición. Por ello, el grado de fiabilidad de estos sensores es un

punto clave para la validez de cualquier aplicación de agricultura de precisión. En [8] se puede encontrar un estudio detallado que compara el grado de precisión de diversas soluciones comerciales de sensores SMS. Estos sensores son empleados principalmente en controladores basados en el contenido de agua en suelo. De acuerdo a los resultados presentados, existen diversas opciones con un grado de validez muy bueno, lo cual indica que el uso de estos sensores para la agricultura de precisión es una buena opción.



Figura 2.1: *Soil Moisture Sensor*.

Debido a las grandes extensiones que supone el cultivo en exteriores, el uso de instalaciones cableadas es inviable. Por ello han surgido numerosas soluciones inalámbricas para transmitir los datos medidos en el terreno. Estas soluciones suelen integrar los sensores con un microcontrolador [24, 36] o un PLC [23], el cual dispone de una unidad de transmisión de datos. El conjunto integrado se conoce con *Wireless Sensor Network* (WSN) [17, 23, 24, 25, 47]. El rango de transmisión de datos, dependerá de la tecnología empleada [24]:

- Bluetooth: 10 *m*
- ZigBee: 70 *m*
- WLAN: 100 *m*

Según las necesidades de instrumentación de cada cultivo, será necesario establecer la cantidad apropiada de nodos para transmitir la información.

Por otro lado, un aspecto de gran importancia para estos equipos es la alimentación eléctrica. Pueden encontrarse soluciones que incluye paneles solares para aumentar la autonomía [36].

Otro enfoque para llevar a cabo la instrumentación, transmisión y visualización de datos es emplear sistemas tipo SCADA [3].

2. ESTADO DEL ARTE

Aunque el coste de instrumentación del terreno pueda ser moderado, existen técnicas de medida remota que pueden ser mucho más económicas. Estas técnicas se basan en tomar imágenes aéreas o vía satélite. A través del procesado de dichas imágenes se pueden efectuar medidas de distintas magnitudes sobre el terreno como el grado de desarrollo del cultivo (LAI) [37, 48] o las necesidades de agua del cultivo [39, 52].

Software

Pueden encontrarse algoritmos de control basados en distintas estrategias. Prácticamente cualquier controlador de riego puede agruparse en una de las siguientes categorías:

- Basados en SMS: realimentan con la medida de agua del terreno. Con ahorros de agua del 11 – 53 % [29], 0 – 74 % [30].
- Basados en ET: compensan las pérdidas estimadas de agua del cultivo. Con ahorros de agua del 20 – 60 % [29], 42 % [10], 25 – 62 % [30].
- Basados en RS (sensor de lluvia): interrumpen una estrategia de riego predefinida en función de las medidas de precipitaciones. Con ahorros de agua del 7 – 30 % [29, 30].

Cada uno de estos enfoques presenta sus ventajas e inconvenientes, por lo que habrá casos en los que será más apropiado un enfoque u otro. En este proyecto se plantea una estrategia mixta que trate de aprovechar las ventajas de los tres enfoques y mitigar sus defectos (capítulos 3 y 4).

Hoy en día, la mayoría de aplicaciones de riego son soluciones en bucle abierto [7]. Sin embargo, cualquier aplicación que aspire a acercarse a una solución eficiente, deberá considerar un sistema de control en bucle cerrado.

En cuanto a las técnicas de control empleadas, la mayoría de soluciones emplean una estrategia de *on-off* [40]. Por otro lado, las estrategias de control clásico, aunque podrían dar lugar a mejores resultados, apenas se han desarrollado en esta industria. Esto se debe a que para aprovechar todo el potencial de la agricultura de precisión, las investigaciones se centran en otro tipo de estrategias como la lógica difusa [40], las redes neuronales [7], algoritmos genéticos [40] o los modelos de control predictivo [38].

Otras tecnologías

Por otro lado, existen otros desarrollos que pueden aportar valor añadido al problema del riego automático de cultivos, pero que no están directamente relacionadas con las líneas de trabajo habituales.

En primer lugar, pueden aplicarse técnicas de medida remota para obtener información del terreno. Procesando dicha información con técnicas de identificación de sistemas, puede conocerse la composición del terreno sin tener que efectuar medidas sobre el mismo [42]. Esto puede ser de gran utilidad para caracterizar el terreno de forma sencilla y económica, evitando o reduciendo la ejecución de calicatas.

En cuanto a la gestión de la información, todas las soluciones implican monitorizar los procesos desde una estación de control o bien desde un PC. Sin embargo, puede desarrollarse la aplicación para poder acceder y controlar el sistema de riego desde un teléfono móvil [1], permitiendo total disponibilidad de la información al usuario.

2. ESTADO DEL ARTE

Capítulo 3

Modelo de Riego

3.1. Necesidades hídricas de un cultivo

3.1.1. Disponibilidad de agua de un cultivo. Balance hídrico

El agua que tiene a su disposición una planta varía en función de las condiciones climáticas a las que está expuesta, el terreno y el propio consumo de la planta. El objetivo de un sistema de riego debe ser el de compensar las pérdidas en el nivel de agua disponible por la planta.

La FAO recomienda un procedimiento para estimar el riego que debe aplicarse a un cultivo, el cual se basa en efectuar un balance hídrico de los flujos que entran y salen de una porción del terreno [2].

Puede aplicarse el balance siguiendo dos enfoques conceptualmente diferentes.

En primer lugar, puede efectuarse un balance de los flujos de energía sobre el cultivo.

$$R_n - G - \lambda ET - H = 0 \quad (3.1)$$

Es decir, la radiación neta (R_n), el flujo de calor del suelo (G), el calor sensible (H) y el valor de λET deben cumplir la conservación de la energía.

El segundo enfoque consiste en realizar un balance de los flujos de agua entrantes y salientes en una sección del terreno:

$$ET = R + P - ES - D + C \pm \Delta FS \pm \Delta SW \quad (3.2)$$

Las variables que intervienen en el balance son las siguientes:

- Contenido de agua en suelo, ΔSW .
- Precipitación, P .

3. MODELO DE RIEGO

- Riego, R .
- Evapotranspiración, ET .
- Pérdidas por escorrentía, ES .
- Percolación profunda, D .
- Ascensión por capilaridad, C .
- Flujo de agua horizontal, ΔFS .

El término λET o ET (según la formulación empleada) se conoce como evapotranspiración y representa el consumo de agua por parte de la planta. Su explicación detallada puede encontrarse en el apartado 3.2.

Los flujos de agua que intervienen en el balance pueden esquematizarse en la siguiente figura:

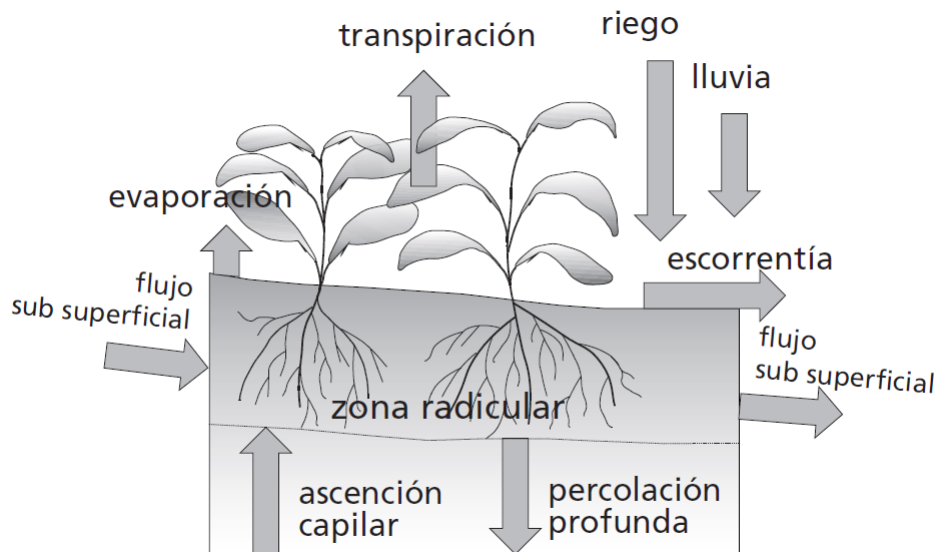


Figura 3.1: Balance hídrico.

3.1.2. Influencia del terreno

A la hora de efectuar un balance hídrico, el terreno en el que se encuentra el cultivo afecta de diversas formas a dicho balance. Por este motivo es importante caracterizar los posibles tipos de terreno y determinar sus propiedades.

La composición del terreno puede considerarse estratificada en varias capas. Para el propósito de este proyecto puede considerarse un enfoque muy simplificado que estaría compuesto por las siguientes capas.

3.1 Necesidades hídricas de un cultivo

- Materia orgánica. Es la capa más superficial, puede llegar hasta los 20 cm y se supone que su capacidad de retención de agua es despreciable.
- Zona arenosa. Consiste en una capa intermedia que puede estar compuesta por diferentes tipos de tierra con capacidades de retención de agua muy diferentes. En este nivel puede ser de utilidad dividirlo en varias subcapas si la composición del terreno cambia de forma apreciable.
- Roca madre. Se trata de la capa más profunda, a la cual las raíces no suelen llegar y, si lo hacen, se considera que ya está fuera de la zona de absorción de agua.

La capacidad de retención del agua dependerá de la composición del terreno en la zona arenosa. La relación entre la capacidad de retención de agua y el tipo de terreno ha sido estudiada ampliamente y depende del porcentaje de arena, arcilla, limo y elementos gruesos presentes en cada subcapa de la zona arenosa [41].

Conocido el tipo de terreno, pueden establecerse magnitudes de referencia para caracterizar la capacidad de retención de agua del terreno. Estas magnitudes de referencia son las siguientes:

- Agua útil (AU) o capacidad de campo (FC/CC): representa la máxima cantidad de agua que puede albergar el terreno.
- Punto de marchitez (WP): es el nivel de agua en el cual el esfuerzo que tiene que realizar la planta para extraerla es muy alto.
- Agua fácilmente disponible (AFD): es un nivel de agua, intermedio a los dos anteriores en el cual el agua aun es muy fácil de extraer por la planta.

También podría definirse el agua disponible por la planta, que corresponde a la diferencia entre el agua útil y el punto de marchitez.

La relación de los dos primeros con la composición del terreno es muy fuerte y sus valores se pueden obtener una vez caracterizado el terreno. Sin embargo, el punto en el que se encuentra el AFD es más complejo de obtener y se pueden seguir diversos criterios. Un criterio general puede ser considerar que de toda el agua disponible por la planta, 2/3 son agua fácilmente disponible.

Además de la influencia que tiene el terreno sobre estas magnitudes, algunos de los flujos implicados en el balance hídrico serán diferentes en función de la composición del terreno. Los flujos que más se verán influidos son la capilaridad (C), la percolación (D) y la escorrentía (ES). En concreto este último flujo consiste principalmente en el agua que excede a la capacidad de campo.

3. MODELO DE RIEGO

3.1.3. Influencia de las raíces de la planta

La unidad empleada para medir una cantidad de agua en el terreno es el *mm* (medidos en la dirección vertical) referidos a una unidad de área de terreno. Bajo este criterio, 1 *mm* de agua en 1 m^2 equivale a un volumen de agua de 1 litro.

Por otro lado, los valores de las características del terreno (CC, AFD y WP) se obtienen en *mm/m* de profundidad de suelo. Es decir, cada metro de profundidad de suelo contiene una cantidad de *mm* por cada unidad de área.

En consecuencia, la particularización de las magnitudes de CC, AFD y WP para un cultivo concreto se realiza a través de la profundidad de las raíces de la planta. Para obtener los valores en un caso particular, bastará con multiplicar las magnitudes obtenidas en función del tipo de terreno por la profundidad de las raíces del cultivo.

En este punto puede resultar de interés la subdivisión en capas de la zona arenosa. Por ejemplo, si la zona arenosa tiene una profundidad de 1,5 *m*, pueden considerarse tres subcapas de 0,5 *m*. Si las raíces miden 1,2 *m*, éstas tendrán acceso al 100 % de las magnitudes características en las dos primeras subcapas y al 40 % de las magnitudes de la tercera subcapa. El valor total de las magnitudes para el cultivo será la suma de los valores obtenidos en cada una de las subcapas.

Por último es interesante comentar que la forma en la que crecen las raíces puede ser manipulada por el agricultor empleando unas estrategias de riego u otras. Por ejemplo, si durante el crecimiento de la planta, ésta se ve sometida a unas condiciones de escasez, las raíces tenderán a profundizar más. Adoptar una estrategia u otra puede ser de utilidad para adaptar las raíces del cultivo a un tipo de terreno u otro.

3.2. Evapotranspiración

3.2.1. Descripción general de la evapotranspiración

A lo largo de su crecimiento y maduración, un cultivo necesita satisfacer sus necesidades hídricas para su correcto desarrollo. Esta necesidad de agua representa el consumo de agua por parte de la planta. Dicho consumo es producto de las condiciones ambientales y del proceso biológico de crecimiento de la planta. Por ello se pueden identificar principalmente dos procesos de pérdida de agua por parte de la planta: evaporación y transpiración.

La evaporación consiste en la pérdida de agua líquida al recibir suficiente energía. Este proceso está principalmente condicionado por la radiación solar ya que supone el principal aporte de energía. Sin embargo, hay muchos otros factores que intervienen

3.2 Evapotranspiración

en este proceso, como las condiciones del terreno, temperatura y velocidad del aire, tipo y tamaño del cultivo.

Por otro lado, la transpiración es el proceso por el cual la planta emplea el agua que absorbe para realizar procesos biológicos internos. El agua absorbida se convierte en vapor dentro de las hojas y la mayor parte de este agua absorbida se pierde por transpiración. En este proceso también influyen las condiciones climáticas, así como el tipo de terreno, profundidad de las raíces, capacidad hídrica del terreno, el tipo y las características del cultivo, etc.

Aunque puedan identificarse a nivel teórico estos dos procesos, en la práctica están acoplados y evaluarlos por separado es complejo, además de poco útil. Por eso surge el concepto de evapotranspiración (ET) como proceso combinado que modela la pérdida de agua por parte de un cultivo. El grado de dominancia de un proceso frente al otro depende del estado de desarrollo del cultivo. El proceso dominante al inicio es la evaporación, mientras que cuando la planta está principalmente desarrollada la transpiración pasa a ser el proceso principal. Una relación orientativa entre el peso relativo de ambos procesos puede verse en la siguiente figura:

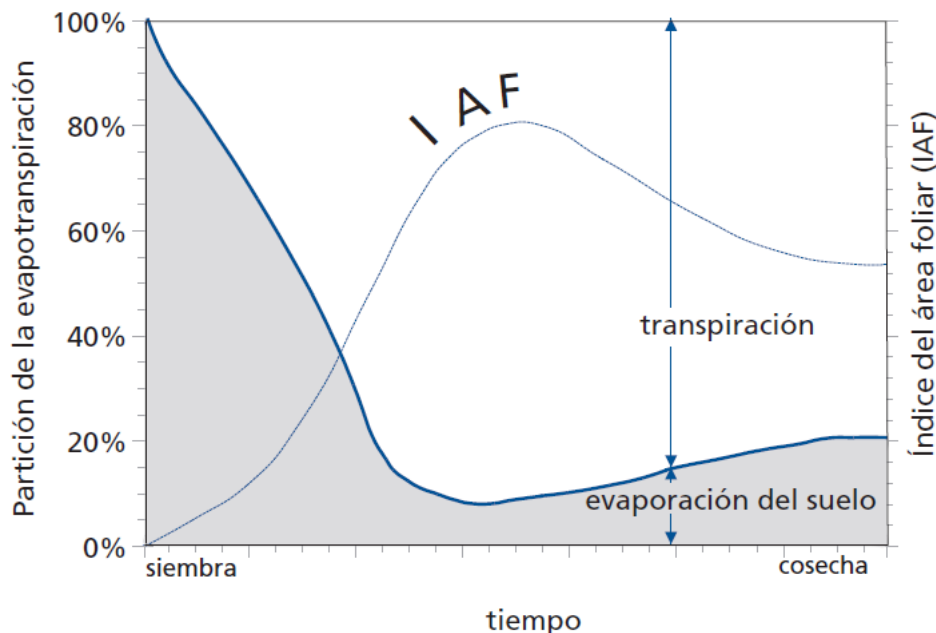


Figura 3.2: Reparto de los efectos de evaporación y transpiración.

La expresión del concepto de la ET puede hacerse desde dos enfoques distintos y equivalentes. En primer lugar puede entenderse la ET como el volumen de agua perdido por la planta. En este caso se expresa en $mm/día$ (asociados a una superficie

3. MODELO DE RIEGO

de cultivo). Por otro lado, puede expresarse la ET como la energía absorbida por la planta para vaporizar la cantidad de agua perdida. En este caso, λET viene dada en unidades de $MJ/m^2/día$. La relación entre ambos enfoques se realiza a través del calor latente de vaporización (λ).

Para obtener un modelo del proceso de ET, sería necesario poder cuantificar el requerimiento de agua por parte del cultivo en función de todas las variables que afectan al mismo. Dada la gran cantidad de factores que intervienen en el proceso, éstos se pueden clasificar en tres grandes grupos:

- Factores climáticos: en esta categoría se agrupan los factores que son ajenos al tipo de cultivo y la plantación. Es decir: radiación, temperatura del aire, humedad, velocidad del viento... Por tanto, el efecto producido por estos factores es independiente del cultivo. El cómputo de todos estos efectos produce una ET potencial o de referencia ET_0 . Para incluir los posibles efectos biológicos de la ET, se define una superficie cultivada estándar para el cálculo y medición de ET_0 . Esta superficie de referencia consiste en un pasto verde, suficientemente extenso y bien regado. Los trabajos para estimar el valor de ET_0 sobre esta superficie de referencia son numerosos y han dado lugar a modelos bastante precisos y de uso generalizado.
- Factores de cultivo: para adaptar el valor de ET_0 a un cultivo concreto, es necesario que entren en juego los factores particulares de dicho cultivo. El modelado de estos factores se hace a través de un coeficiente de cultivo K_c . Este coeficiente representa el consumo de agua del cultivo respecto a la superficie de referencia. La ET del cultivo se obtiene por tanto como $ET_c = K_c \cdot ET_0$. El valor de K_c varía con el grado de desarrollo del cultivo, pero se pueden establecer modelos sencillos para tener en cuenta sus cambios.
- Manejo y condiciones del terreno: las condiciones de la plantación, como la extensión del terreno, salinidad y fertilidad del suelo, limitación o exceso de agua y las prácticas de cultivo también pueden afectar a la ET. Estos efectos se modelan a través de coeficientes correctores de la ET_c . En función de las condiciones dominantes en una determinada plantación pueden emplearse unos coeficientes correctores u otros.

3.2.2. Cálculo de la evapotranspiración

Existen aparatos específicos para la medición de la ET de un cultivo. Los lisímetros permiten la medición precisa de todos los términos del balance de agua sobre el terreno.

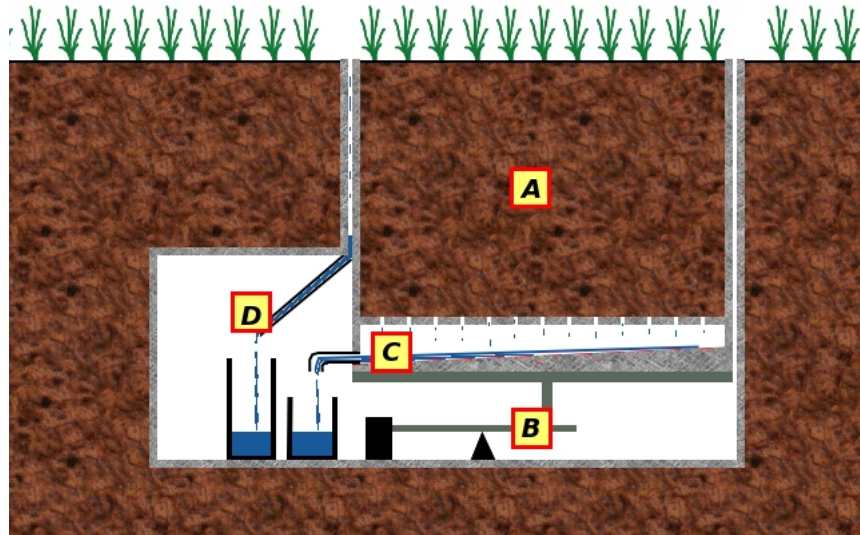


Figura 3.3: Esquema de un lisímetro.

Sin embargo, se trata de aparatos de medida caros y muy intrusivos ya que requieren una fuerte instalación en el terreno. Por tanto, su aplicación está limitada a entornos de investigación y de ensayo y calibración de otros métodos de estimación de la ET. Por ello, es necesario calcular y estimar el valor de la evapotranspiración a través de otros métodos más accesibles.

3.2.2.1. Evapotranspiración de referencia: ET_0

Con el planteamiento expuesto para la ET, la estimación correcta del valor de ET_0 juega un papel central en la validez de todo el modelo. Este hecho, unido a la estandarización de la superficie de referencia ha facilitado la realización y infinidad de experimentos para modelar el valor de ET_0 . Actualmente la ecuación de Penman-Monteith es de aceptación global [2]. Su expresión es la siguiente:

$$ET_0 = \frac{0,408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0,34 u_2)} \quad (3.3)$$

Se trata de una expresión compleja que aglutina todos los efectos que influyen en el valor de ET_0 . Para obtener el valor es necesario disponer de valores de muchas

3. MODELO DE RIEGO

magnitudes, algunas de difícil medición (radiación, temperatura, humedad, presión, calor latente, constante psicométrica, viento). Por ello, el cálculo de ET_0 se realiza o bien en estaciones equipadas o bien a través de métodos más sencillos.

Actualmente existen multitud de datos registrados con mediciones de ET_0 en distintas estaciones de medición. También existen herramientas que estiman el valor de ET_0 mezclando mediciones locales con datos obtenidos por satélite (*CropWat*, *ClimWat*, *FAOCLIM* ...) [5, 39, 52]. Gracias a estas herramientas y datos es factible conseguir valores aceptables de ET_0 a través de la interpolación de los datos disponibles corregidos apropiadamente.

También se han desarrollado expresiones simplificadas y alternativas de la expresión de Penman-Monteith [14, 20, 27]. Estas expresiones pueden ser empleadas para obtener directamente una estimación de ET_0 a través de ciertas medidas locales o bien para corregir los datos extraídos por interpolación.

Algunas de las expresiones más utilizadas son las siguientes:

- Hargreaves: $ET_{0-HAR} = 0,0023 (T_{media} + 17,8) (T_{max} - T_{min})^{0,5} R_a$
- Makkink: $ET_{0-MAK} = c_{MAK} \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} R_s$
- Priestley and Taylor: $ET_{0-PT} = 0,408 \frac{\alpha \Delta (R_n - G)}{\Delta + \gamma}$
- Blaney-Criddle: $ET_{0-BC} = p (0,46 T_{mean} + 8,13)$

3.2.2.2. Evapotranspiración del cultivo: ET_c

Como se ha comentado, el cálculo de ET_c se obtiene multiplicando el valor de ET_0 por el coeficiente de cultivo K_c . El valor de K_c depende principalmente de dos efectos:

- Transpiración particular del cultivo.
- Evaporación del suelo en que se encuentra el cultivo. Esta evaporación se ve afectada por el cultivo debido a la sombra que produce la planta.

Estos dos efectos pueden ser modelados a través de dos enfoques diferentes. Por un lado puede estimarse un único coeficiente de cultivo K_c . Otra opción es modelar el proceso a través de dos coeficientes K_{cb} (basal) y K_e (evaporación). En este caso, el coeficiente de cultivo se obtiene sumando ambos coeficientes.

Habitualmente se emplea el enfoque simple para periodos de cálculo de 1 día o mayores, mientras que el enfoque dual suele dar mejores resultados en periodos de

cálculo de 1 día o menores. En cualquier caso, el método debe calibrarse para el cultivo en particular.

Existen distintas aproximaciones para estimar el valor de K_c .

Integral térmica del cultivo

El grado de desarrollo del cultivo puede aproximarse estudiando la integral de las temperaturas a las que se ha visto sometido el cultivo. A través de este estudio se puede inferir un valor estimado para el LAI y, a través de este, un valor del coeficiente de cultivo.

La utilidad de este método está principalmente a la hora de realizar análisis sobre cultivos más que para su aplicación en cálculos precisos.

Bases de datos de cultivos

En este caso se suelen diferenciar 4 etapas del cultivo para estimar los valores de K_c o K_{cb} :

- inicial.
- desarrollo del cultivo.
- mitad de temporada.
- final de temporada.

El valor del coeficiente de cultivo se supone constante durante las fases inicial y de mitad de temporada, con una evolución lineal en las fases de desarrollo y final de temporada (figura 3.4).

Esta simplificación de la evolución del coeficiente de cultivo con el desarrollo de la planta es suficientemente precisa y fiable para la mayoría de aplicaciones [2].

Existen modelos para estimar los valores de estos coeficientes que son fruto de constante investigación y mejora. Por ello, existen numerosas bases de datos tabuladas que contienen información suficientemente detallada para cada tipo de cultivo.

Métodos de teledetección (NDVI y LAI)

Existen dos parámetros relacionados con el grado de desarrollo de una planta:

- NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada.
- LAI: Índice de área foliar (IAF).

3. MODELO DE RIEGO

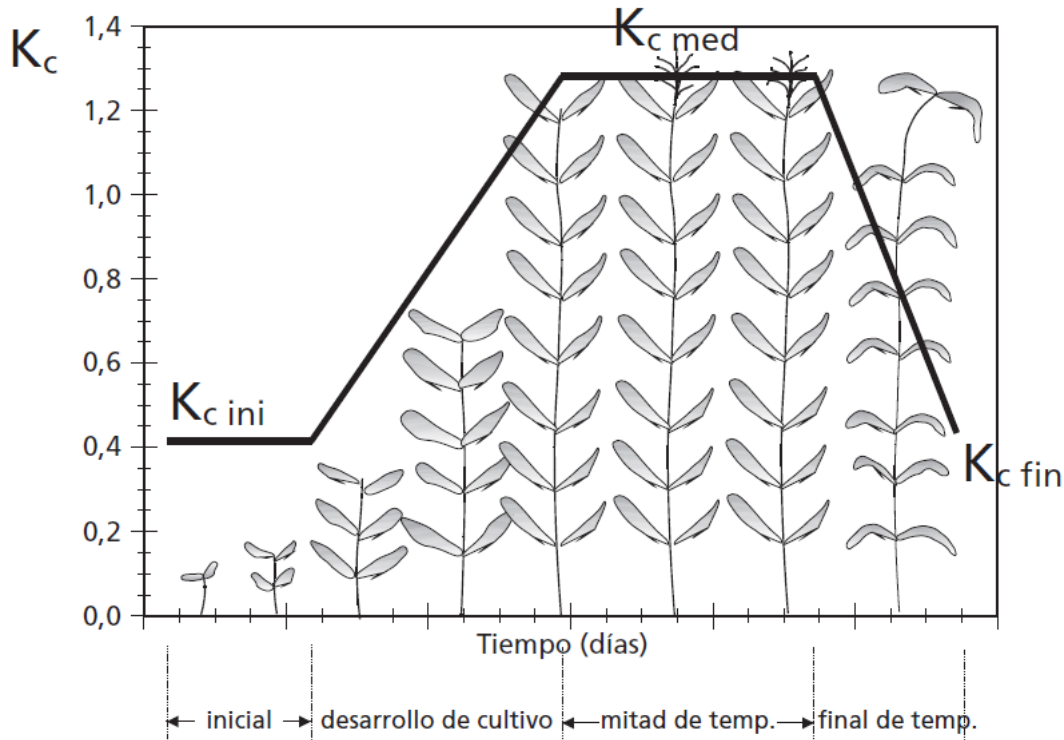


Figura 3.4: Evolución de K_c a lo largo del desarrollo del cultivo.

Ambos pueden obtenerse a partir de imágenes satélite [6, 13, 43, 48]. Las imágenes necesarias para su cálculo están disponibles de forma gratuita a través de diversas webs [31, 33, 34, 45, 46].

El valor del coeficiente de cultivo puede obtenerse a partir de estos parámetros [2, 12, 50].

$$K_{cb} = K_{cmin} + (K_{cbfull} - K_{cmin}) (1 - e^{-0,7 LAI}) \quad (3.4)$$

$$K_{cb} = \begin{cases} 1,45 NDVI - 0,10 & \text{en cultivos leñosos} \\ 1,36 NDVI - 0,06 & \text{en cultivos herbáceos} \end{cases} \quad (3.5)$$

Por tanto, puede obtenerse una buena estimación de K_c empleando estas técnicas. La ventaja principal de estos enfoques está en conocer el valor de K_c particular del cultivo en el entorno en que se encuentra. El aspecto negativo es la mayor complejidad al requerir procesar las imágenes georeferenciadas procedentes de los métodos de teledetección.

3.2.2.3. Evapotranspiración ajustada: ET_{caj}

La obtención de la ET ajustada depende de las condiciones anómalas de operación. Estas condiciones pueden ser las siguientes:

- Estrés hídrico.
- Vegetación natural, atípica y subóptima.
- Distintas prácticas de manejo (coberturas con plástico u orgánica, cultivos intercalados, áreas de reducida vegetación, estrés ambiental inducido).
- Terrenos en periodos improductivos.

De todas ellas la más habitual es la primera, ya sea por carencia de riego o porque algunos cultivos mejoran la calidad del fruto bajo condiciones de estrés hídrico controlado.

El efecto del estrés hídrico se modela a través de un coeficiente K_s que afecta a la parte basal de K_c .

$$ET_{caj} = (K_s K_{cb} + K_e) ET_0 \quad (3.6)$$

En caso de emplear la descripción única de K_c puede emplearse en su lugar la expresión aproximada:

$$ET_{caj} = K_s K_c ET_0 \quad (3.7)$$

Aunque su validez depende de la importancia relativa de la evaporación frente a la transpiración, por lo que será más precisa en cultivos frondosos.

El valor de dicho coeficiente K_s depende del agua disponible para la planta. Para estimar su valor es necesario conocer la capacidad de campo (FC), el agua fácilmente disponible (AFD) y el punto de marchitez (WP).

La evolución de K_s se supone constante e igual a 1 mientras la cantidad de agua esté entre la capacidad de campo y el agua fácilmente aprovechable (situación sin estrés hídrico). A partir de ese punto se supone una evolución lineal hasta valer cero cuando el nivel de agua alcanza el punto de marchitez [2].

3. MODELO DE RIEGO

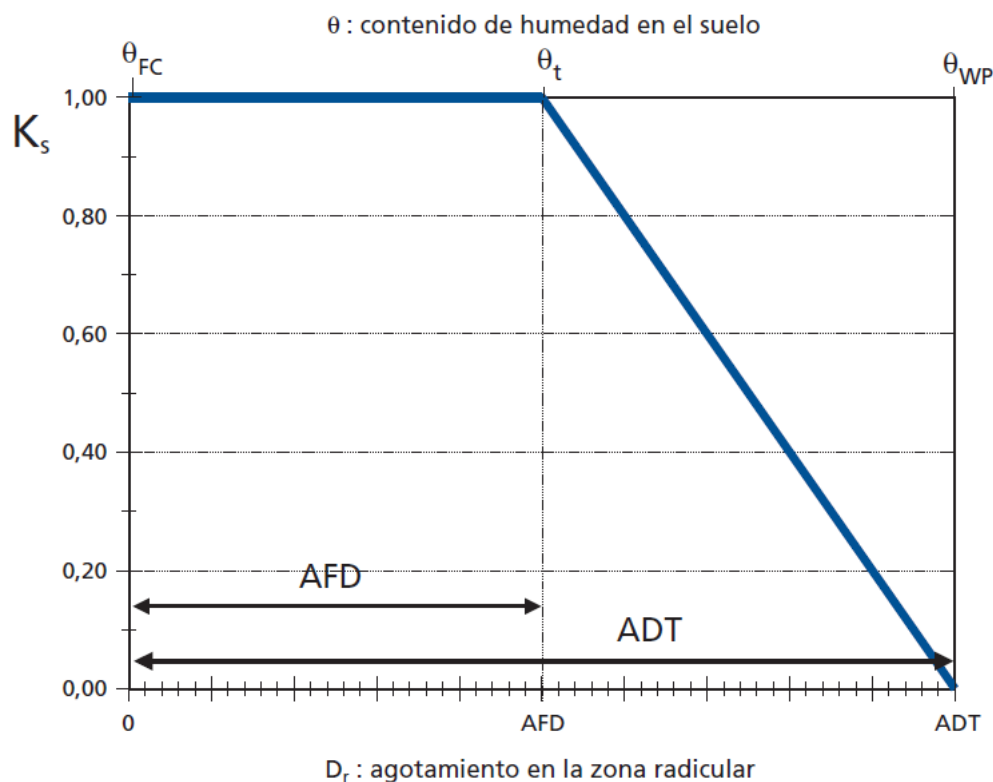


Figura 3.5: Coeficiente de estrés hídrico (K_s).

Otros autores proponen el uso de dos tramos decrecientes con diferentes pendientes [51]. Sin embargo, por simplicidad y validez demostrada, se empleará la aproximación propuesta por la FAO.

3.2.3. Aplicación de la evapotranspiración para calcular las necesidades de riego de un cultivo

Aplicación del balance hídrico

En vista de lo expuesto, puede establecerse que la evapotranspiración y el balance hídrico suponen un enfoque potente y ampliamente estudiado para conocer las necesidades hídricas de un cultivo. Si se dispone de una estimación de los flujos de agua, puede efectuarse una predicción fiable de la evolución del nivel de agua.

A la hora de establecer un modelo, no todos los flujos tienen igual importancia. Aquellos de mayor importancia para calcular el contenido de agua en suelo (ΔSW) son la evapotranspiración (ET), la precipitación (P) y el riego (R).

En terrenos con poca pendiente, lo cual es una situación habitual, el flujo de agua horizontal (ΔFS) será despreciable y podrá ser obviado en el modelo.

A su vez, las pérdidas por escorrentía (ES) solo son relevantes cuando el contenido de agua en suelo excede a la capacidad de campo. Esta situación se da principalmente al final de la temporada de lluvias (antes de que empiece a aplicarse riego) y en los casos en los que se aplique una gran cantidad de riego. Si el modelo tiene como objetivo optimizar el sistema de riego, las cantidades aplicadas de agua no deberían acercarse o exceder la capacidad de campo, por lo que este término sólo tendrá peso cuando se aplique una estrategia de riego convencional o sin un sistema de control realimentado. Por ello, puede ser de interés incluir un modelo de escorrentía para efectuar simulaciones de la evolución del sistema. En dicho caso puede aproximarse la escorrentía como:

$$ES = \begin{cases} K_{esc} (X - AU) & \text{si } X > AU \\ 0 & \text{si } X \leq AU \end{cases}$$

Por otro lado, la percolación profunda (D) y la ascensión por capilaridad (C) son de difícil medida. Sin embargo, dado que sus efectos son opuestos y que sus valores no son dominantes en el balance, pueden despreciarse a la hora de establecer un modelo para el riego. Su efecto aparecerá como una perturbación sobre el nivel de agua.

Estimación de ET_0 y P

De acuerdo a lo comentado, podría obtenerse la evolución en el tiempo del nivel de agua si se conocen los valores de ET, precipitaciones y riego que se van a aplicar a un cultivo.

La precipitación (P) es imposible conocerla con antelación. Sin embargo, se pueden emplear las previsiones meteorológicas para estimar las necesidades de riego futuras. Una vez se mida la precipitación real, podrán corregirse los cálculos que se habían hecho con la previsión.

En cuanto al valor de ET_0 , tampoco es conocido de antemano, pero su valor se puede calcular en base a las previsiones meteorológicas sobre el terreno. Una vez obtenida la previsión, puede calcularse el valor previsto de ET_0 tal y como se explicó en el apartado 3.2.2.1, o bien empleando técnicas de teledetección basadas en medidas aéreas o por satélite [5, 39, 52]. A partir de dicho valor, se puede estimar el riego necesario a través de la ecuación (3.2).

Por último, el valor de K_c puede medirse o estimarse de distintas formas tal y como se explicó en el apartado (3.2.2.2).

3. MODELO DE RIEGO

Simulación de las previsiones de ET_0 y P

Si se quiere validar el modelo, a falta de una base de datos que contenga las previsiones meteorológicas realizadas cada día, es necesario obtener los datos de previsiones por algún otro método. Para ello puede procederse de la siguiente forma.

1. Obtener registros de precipitaciones y ET (o si no está disponible, datos de temperatura y radiación para calcular su valor).
2. Calcular unas previsiones virtuales añadiendo a los valores anteriores una variable aleatoria (por ejemplo, una distribución normal de media μ y desviación típica σ).
3. Filtrar los valores anteriores para eliminar los valores negativos de precipitación y ET.
4. Emplear las previsiones calculadas para efectuar predicciones con el modelo y los datos del registro como medio de corrección.

Los registros de datos meteorológicos pueden encontrarse en diversas fuentes. Por ejemplo, para el caso de Castilla la Mancha, toda la información necesaria es fácilmente accesible a través de SIAR [9].

Capítulo 4

Modelo de Control Predictivo

4.1. Planteamiento del modelo

4.1.1. Ecuaciones de evolución

De acuerdo con el modelo de riego planteado, se propone desarrollar un modelo de control predictivo para el nivel de agua en el terreno basado en el método del balance hídrico [4, 19, 26, 49].

En dicho balance, los términos dominantes son los correspondientes a la evapotranspiración, las precipitaciones y el riego. Por ello, el resto de contribuciones se dejarán fuera del modelo, siendo su influencia equivalente a la de una perturbación. Las variables del problema quedarán representadas mediante la siguiente nomenclatura:

- x : cantidad de agua disponible.
- u : riego aplicado.
- p : precipitación.
- η : evapotranspiración.
- h : flujos de agua de perturbación.

Bajo este enfoque, la evolución en tiempo discreto del nivel de agua del terreno x se puede representar mediante la siguiente ecuación:

$$x_{i+1} = x_i + p_i - \eta_i + u_i + h_i \quad (4.1)$$

La variable h de flujos de perturbación está presente en la dinámica real, pero se ignorará su efecto a la hora de establecer el modelo de predicción.

4. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO

La ecuación 4.1 puede aplicarse recursivamente para predecir el valor de x en un instante $k + j$, siendo k el instante actual, en el cual se conoce el estado del sistema.

$$\hat{x}(k+j) = x(k) - \sum_k^{k+j-1} \hat{\eta}_i + \sum_k^{k+j-1} \hat{p}_i + \sum_k^{k+j-1} u_i = x(k) + \sum_k^{k+j-1} (-\hat{\eta}_i + \hat{p}_i + u_i)$$

En la expresión anterior se ha empleado el símbolo $\hat{}$ para explicitar que se trata de una predicción. Obviamente el valor de la evapotranspiración y de las precipitaciones no es conocido más allá del instante presente k , por ello se ha indicado que se trata de sus previsiones meteorológicas. Es decir, a partir de un valor conocido $x(k)$, de una previsión meteorológica $(\hat{\eta}, \hat{p})$ y del riego aplicado u , se puede conocer la predicción de \hat{x} en cualquier instante posterior.

El hecho de emplear previsiones meteorológicas y de haber despreciado los flujos de menor orden producirá un error en las predicciones futuras. Si el modelo es apropiado, este error será pequeño siempre que la predicción no se extienda muchos instantes. Para establecer cuántos pasos se tratarán de predecir con el modelo se define el horizonte de predicción N_p . Por otro lado, puede considerarse que las acciones de control se llevarán a cabo durante N_u pasos, cuyo valor podría ser distinto al horizonte de predicción. En cualquier caso debe cumplirse que $N_u \leq N_p$.

4.1.2. Horizonte deslizante

Si aplicásemos las acciones de control tal cual se obtengan del optimizador estaríamos dejando al sistema evolucionar en el tiempo con unas acciones obtenidas de la predicción del modelo. Cualquier error que se cometa a través del modelo se propagará en el tiempo. Para cerrar el lazo de control se emplea el concepto de horizonte deslizante [26, 49]. Este concepto consiste en calcular para cada paso la secuencia de control óptima y aplicar únicamente el primer valor de la secuencia. Tras la respuesta de la planta ante la acción realizada se repite el proceso de optimización desde el nuevo estado de la planta, calculando una nueva secuencia de control óptima.

1. Para el estado actual, obtener la secuencia de control u_i óptima dentro del rango de N_p y N_u .
2. Aplicar el primer valor de la secuencia obtenida, u_1 , ignorando el resto de valores calculados.
3. Medir la respuesta de la planta para determinar el nuevo estado. Volver a 1.

Con esta secuencia de acciones se evalúa continuamente que el sistema evoluciona desde el estado inicial al estado deseado. La secuencia de control que se aplique finalmente será la composición de las primeras acciones de control calculadas en cada paso.

4.2. Formulación matricial

4.2.1. Espacio de estados

Según la ecuación 4.1, el valor de x en el siguiente instante depende de tres variables internas del problema: el valor de x en el instante presente, la precipitación y la ET. Estas tres variables pueden escribirse en un vector \bar{x} que contenga toda la información de variables que determinan el contenido de agua futuro. Para poder expresar cómo evoluciona este vector \bar{x} en el tiempo, será necesario indicar cuanto van a variar la precipitación y la ET de un paso a otro. Dicha información puede incluirse en un vector v que contiene los incrementos de las variables correspondientes [19, 26].

Este enfoque permite una construcción matricial del modelo totalmente equivalente a la mostrada en 4.1. Podemos escribir la predicción en el instante $k + 1$ conocido el valor de \bar{x} en k .

$$\bar{x}(k + 1 | k) = M\bar{x}(k) + Bv(k) + Nu(k) \quad (4.2)$$

Donde:

$$\bar{x}(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ p(k) \\ \eta(k) \end{bmatrix}; \quad v(k) = \begin{bmatrix} \Delta p(k) \\ \Delta \eta(k) \end{bmatrix}$$

$$M = \begin{bmatrix} 1 & k_p & -k_{sc} \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad N = \begin{bmatrix} k_r \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Los parámetros que aparecen en las matrices anteriores son los siguientes:

- k_p : modela la eficacia de la precipitación sobre el agua disponible. Idealmente su valor sería 1.
- k_{sc} : modela el efecto de la evapotranspiración sobre el cultivo (sección 3.2.2.3).
- k_r : modela la eficacia del riego sobre el agua disponible. Idealmente su valor sería 1.

4. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO

Gracias al enfoque matricial se puede expresar de forma sencilla la predicción en un instante $k+j$ a partir de un instante k . Para ello basta con aplicar j veces la ecuación 4.2 y reordenar los términos.

$$\bar{x}(k+j|k) = M^j \bar{x}(k) + \sum_{i=0}^{j-1} M^{j-i-1} B v(k+i) + \sum_{i=0}^{j-1} M^{j-i-1} N u(k+i) \quad (4.3)$$

Para terminar se va a introducir la variable y que corresponde a la cantidad de agua en el terreno medida. Su expresión a partir de \bar{x} es la siguiente:

$$y(k+j|k) = C \bar{x}(k+j|k); \quad C = [1 \ 0 \ 0] \quad (4.4)$$

4.2.2. Formulación apilada

Si se desea emplear el planteamiento anterior para efectuar N_p predicciones de y , puede apilarse toda la información en un mismo vector.

$$y_s = \begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+N_p|k) \end{bmatrix}_{[N_p \times 1]}$$

Este vector puede obtenerse a partir de las ecuaciones 4.3, 4.4.

$$y_s = E \bar{x}(k) + L v_s + G u_s$$

Donde:

$$v_s = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_{N_p} \end{bmatrix}_{[2N_p \times 1]}; \quad u_s = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_{N_u} \end{bmatrix}_{[N_u \times 1]}$$

$$E = \begin{bmatrix} CM \\ CM^2 \\ \vdots \\ CM^{N_p} \end{bmatrix}_{[N_p \times 3]}; \quad L = \begin{bmatrix} CB & 0 & \cdots & 0 \\ CMB & CB & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CM^{N_p-1}B & CM^{N_p-2}B & \cdots & CB \end{bmatrix}_{[N_p \times 2N_p]}$$

$$G = \begin{bmatrix} CN & 0 & \cdots & 0 \\ CMN & CB & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CM^{N_p-1}N & CM^{N_p-2}N & \cdots & CB \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{[N_p \times N_u]}$$

Para terminar, podemos identificar en y_s dos contribuciones. Una de ellas es la de la acción de control a través de u_s que depende de las acciones que el controlador decida aplicar. La otra contribución corresponde al resto de términos y su efecto está determinado por el estado \bar{x} , las previsiones meteorológicas y los parámetros del modelo. Por tanto, tiene sentido agrupar toda la información conocida en un solo término. El modelo resultante es el siguiente:

$$x_s = \begin{bmatrix} \bar{x} \\ v_s \end{bmatrix}_{[(2N_p+3) \times 1]}$$

$$F = [E \ L]_{[N_p \times (2N_p+3)]}$$

$$y_s = Fx_s + Gu_s \quad (4.5)$$

El modelo propuesto se puede esquematizar a través de su diagrama de bloques (figura 4.1).

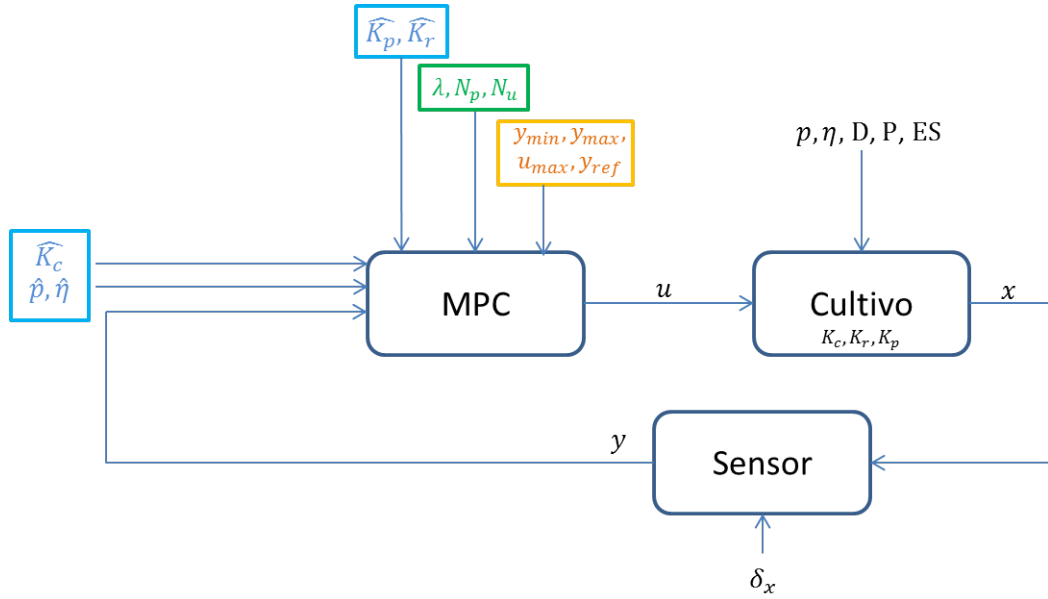


Figura 4.1: Diagrama de bloques.

De acuerdo con la notación empleada, se han organizado las variables que intervienen en el controlador de la siguiente forma:

- En verde se indican los parámetros de sintonía del controlador.
- En naranja están los parámetros de operación del controlador (seleccionables por el usuario).

4. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO

- En azul aparecen los parámetros internos que caracterizan el modelo.

Aquellas variables indicadas con el énfasis $\hat{\cdot}$, hacen referencia a variables estimadas por el controlador; mientras que las que carecen de énfasis son variables reales. El estado estimado por el controlador \hat{y} no aparece en el diagrama debido a que es una variable de uso interno en el modelo.

4.3. Función de coste

Para decidir qué secuencia de control se debe aplicar es necesario definir una función de coste. La minimización de esta función de coste proporcionará los valores elegidos para la señal de control.

Hay dos efectos que pueden ser de interés como objetivos de la optimización. En primer lugar definiremos una referencia ω del nivel de agua que deseamos mantener. El error cuadrático de la variable y con respecto a ω se incluirá en la función de coste. Por otro lado, también se tendrá en cuenta una penalización al consumo de agua minimizando el valor cuadrático de la señal de control.

A cada una de estas contribuciones se le asigna una matriz de pesos, cuyo valor representará la importancia de dicho término. La función de coste toma por tanto la siguiente forma:

$$J = (\omega_s - y_s)^T Q (\omega_s - y_s) + u_s^T \Lambda u_s \quad (4.6)$$

$$Q = qI_{N_p}; \quad \Lambda = \lambda I_{N_u}$$

Como puede observarse las matrices de pesos se han tomado diagonales ya que no hay motivo para proceder de otra forma. Además, todas las entradas de la diagonal son iguales dentro de la misma matriz. Esto hace que no se penalicen valores en un instante frente a otro. No obstante, gracias a esta formulación podrían establecerse pesos variables tanto para la matriz Q como para la matriz Λ . Lo cual puede ser de utilidad para modelar circunstancias particulares; por ejemplo, si no hubiese disponibilidad de agua para riego en un día concreto, bastaría con hacer muy alto el valor de λ_i para dicho día y el modelo tendría en cuenta esta situación. Como resultado cabría esperar un riego nulo ese día.

El proceso de optimización calculará los valores de u_s que minimizan la función de coste. De acuerdo con la ecuación 4.6, la función de coste depende explícitamente de u_s , pero también lo hace implícitamente a través de y_s . Será por tanto necesario

desarrollar J para llegar a una expresión totalmente explícita en función de u_s . Para ello basta con introducir la expresión 4.5 en la función de coste.

$$\begin{aligned} J &= (\omega_s - Fx_s - Gu_s)^T Q (\omega_s - Fx_s - Gu_s) + u_s^T \Lambda u_s = \\ &= u_s^T (G^T QG + \Lambda) u_s - 2(\omega_s - Fx_s)^T QGu_s + (\omega_s - Fx_s)^T Q (\omega_s - Fx_s) \end{aligned}$$

El último sumando puede eliminarse ya que se trata de un término constante y por tanto carece de relevancia en el proceso de optimización.

$$J = u_s^T (G^T QG + \Lambda) u_s - 2(\omega_s - Fx_s)^T QGu_s \quad (4.7)$$

Este tipo de funciones de coste pueden ser tratadas de forma eficiente mediante la función *quadprog* de *Matlab*. Por cuestiones de notación de *Matlab*, la función de coste quedará definida con la siguiente matriz y el siguiente vector:

$$H = 2(G^T QG + \Lambda); \quad f = -2(\omega_s - Fx_s)^T QG$$

4.4. Restricciones

4.4.1. Límites a la acción de control

En este sistema la acción de control consiste en aplicar agua sobre el terreno. No existe posibilidad de retirar agua del terreno, por lo que el flujo de agua aplicado será siempre mayor o igual que cero. Por otro lado, la cantidad máxima de agua disponible para cada día puede estar limitada por las instalaciones de riego y las dotaciones de agua. Por tanto:

$$0 \leq u_i \leq u_{max}$$

Dicha restricción puede expresarse de forma matricial para todas las señales de control.

$$Iu_s \leq u_{max} \quad (4.8)$$

$$Iu_s \geq 0 \quad (4.9)$$

Estas restricciones representan los umbrales superior e inferior de la variable a optimizar. La función *quadprog* permite recibir como entrada dicha información. Para ello habrá que especificar que el límite inferior es un vector de ceros cuya dimensión es $[N_u \times 1]$, mientras que el límite superior será un vector de la misma dimensión pero de valor u_{max} .

4. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO

4.4.2. Límites al contenido de agua en suelo

El propósito principal de aplicar un modelo de control predictivo para resolver el problema del riego es el evitar que el contenido de agua exceda ciertos valores límite. Por ello, en cada paso de predicción se establecerá que:

$$y_{min} \leq y_i \leq y_{max}$$

Esta restricción puede expresarse simultáneamente para todos los pasos de predicción en forma matricial.

$$Iy_s \leq y_{max} \quad (4.10)$$

$$Iy_s \geq y_{min} \quad (4.11)$$

El método de optimización emplea restricciones del tipo $Ax \leq b$, por lo que será necesario reescribir la segunda restricción. Además, al igual que con la función de coste, debemos hacer aparecer de forma explícita la dependencia con u_s .

$$Iy_s \leq y_{max} \longrightarrow Fx_s + Gu_s \leq y_{max}$$

$$Iy_s \geq y_{min} \longrightarrow -Iy_s \leq -y_{min} \longrightarrow -Fx_s - Gu_s \leq -y_{min}$$

Obteniendo por tanto:

$$Gu_s \leq y_{max} - Fx_s \quad (4.12)$$

$$-Gu_s \leq -y_{min} + Fx_s \quad (4.13)$$

Con estas expresiones pueden identificarse las matrices A y b que modelan las restricciones de la función *quadprog*.

$$Au_s \leq b \longrightarrow \begin{bmatrix} G \\ -G \end{bmatrix}_{[2N_p \times N_u]} u_s \leq \begin{bmatrix} y_{max} \\ \vdots \\ -Fx_s \\ y_{max} \\ -y_{min} \\ \vdots \\ +Fx_s \\ -y_{min} \end{bmatrix}_{[2N_p \times 1]}$$

4.5. Ajuste del controlador

4.5.1. Horizontes de predicción y control

El horizonte de predicción marca hasta donde se extienden las estimaciones del modelo de control predictivo. A priori podría parecer interesante tomar este valor lo

más alto posible; sin embargo, no tiene sentido extender la predicción más allá de donde el modelo es fiable.

En este caso el modelo es imperfecto porque no considera diversos flujos en el balance, por los errores en la medida de la variable controlada, por la idealización de los coeficientes del modelo, etc. Pero las inexactitudes del modelo provienen principalmente de las previsiones meteorológicas de precipitación y evapotranspiración. La validez de estas previsiones decrece cuanto más alejadas del presente están. Puede considerarse que las previsiones de hasta 1 semana tienen una validez aceptable. Por tanto, se toma en el modelo $N_p = 7$ días.

El horizonte de control marca el número de pasos dentro del horizonte de predicción en los que se va a aplicar una señal de control. En un principio no hay motivo para tomar un valor distinto al horizonte de predicción, por lo que $N_u = 7$.

Tomar un horizonte de control menor podría ser de utilidad si en la dinámica del proceso se detecta un deriva o un sesgo decreciente en el contenido de agua. En ese caso, tomando un horizonte de control menor a N_p se le está pidiendo al controlador que compense las pérdidas de agua desde el momento actual hasta N_p , aplicando únicamente control hasta $N_u < N_p$. Esto producirá que en los primeros N_u instantes el valor calculado de la señal de control sea mayor que el teórico, ya que también se tenderá a compensar las pérdidas en los instantes $N_p - N_u$ en lo que no hay señal de control.

4.5.2. Función de coste

El ajuste de la función de coste consiste en ajustar el valor de los pesos q y λ para que el comportamiento sea satisfactorio. La importancia de estos pesos no está en el valor que tengan en si mismos, sino en el valor relativo entre ambos. Por ello podremos fijar arbitrariamente el valor de uno de ellos ($q = 1$) y ajustar el otro respecto al valor seleccionado.

Para evaluar las soluciones en función del parámetro λ se han probado dos escenarios basados en datos reales con un flujo constante de percolación (pérdida de agua).

1. Sin perturbación en las previsiones meteorológicas. Figura 4.2.
2. Con fuerte perturbación en las previsiones meteorológicas (constantes entre simulaciones). Figura 4.3.

4. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO

En cada caso se representa como evoluciona el nivel de agua en el suelo respecto a una referencia. Se añade una línea de trazos inferior para indicar el límite inferior de operación, el cual no se desea atravesar. Los valores de λ ensayados son $\lambda = 0; 0,5; 1; 5$ (de izquierda a derecha y de arriba a abajo).

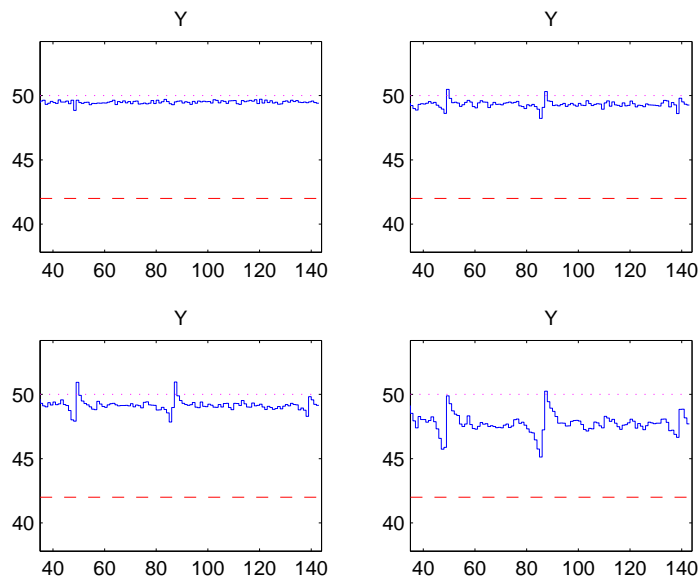


Figura 4.2: Efecto del parámetro λ sin errores meteorológicos.

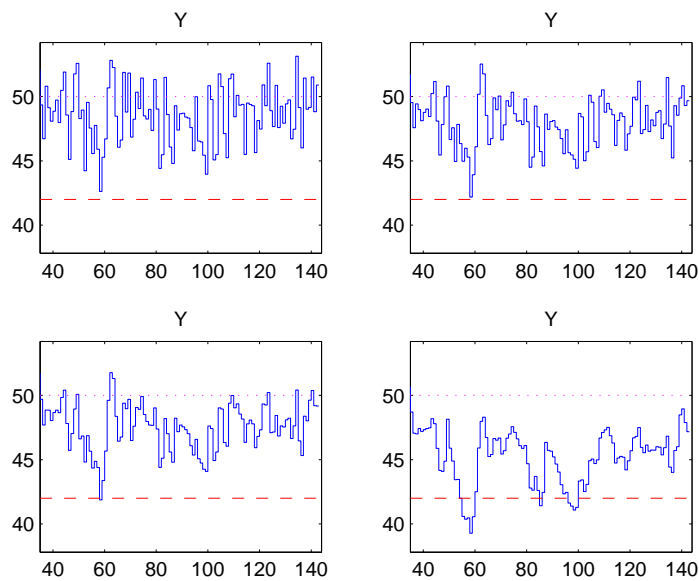


Figura 4.3: Efecto del parámetro λ con errores meteorológicos.

Puede observarse como aumentar el parámetro λ aumenta el error con respecto a la referencia. Esto se debe a que el proceso de optimización ya no trata únicamente de disminuir el error, sino también el riego aplicado. Este aumento del error puede hacer que la cantidad de agua en suelo supere el umbral definido.

El consumo de agua por su parte, aunque se reduce al aumentar λ , lo hace muy poco. El método del balance hídrico se basa en cubrir las necesidades de agua del cultivo, por lo que una vez fijada la referencia, la cantidad de agua necesaria para cubrir las pérdidas estará determinada por el balance. No obstante, el empleo de un controlador que se ajuste bien a la referencia puede permitir situar la referencia más cerca del límite inferior, lo cual se traduciría en un menor nivel de agua que mantener.

Por otro lado, el aumento de λ tiene un efecto beneficioso ya que fomenta que las acciones de control tengan un valor más homogéneo. Al minimizar el cuadrado de la acción de control, tenderemos a obtener soluciones con valores extremos más bajos. Esto tendrá como resultado acciones más suaves que se traducirán también en una respuesta más suave por parte del sistema.

A la luz de estos comentarios y de la inspección de las gráficas anteriores, podría fijarse el rango de λ de forma que se cumpla que $\lambda \in [0,5; 1]$. Para valores menores apenas se nota el efecto de este parámetro y valores mayores harían que no se cumpliera el límite inferior que se ha fijado en las pruebas de ajuste. En lo sucesivo se tomará el valor $\lambda = 0,5$.

4.5.3. Límites de operación

Los límites de operación acotan el espacio en el que se quiere que evolucione el sistema, ya sea por decisiones de operación o por limitaciones prácticas.

En el caso de la variable de control el límite inferior es evidente $u_{min} = 0$, ya que no se puede aplicar un riego negativo. El límite superior se correspondería con una limitación física de la instalación. Dado que los caudales de riego obtenidos con control predictivo son mucho menores que los necesarios con una estrategia de riego convencional, este valor no va a suponer una limitación práctica en el problema planteado. Un valor $u_{max} = 20$ servirá para los propósitos del proyecto.

En cuanto a los límites al nivel de agua en el terreno, pueden tomarse distintos criterios. Se describe aquí el enfoque estándar, lo cual no es óbice para que en algunos ejemplos se empleen otros límites.

Para el límite superior se tomará por defecto el máximo valor de agua que puede retener el terreno de forma eficiente (la capacidad de campo o agua útil). De modo

4. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO

que $y_{max} = AU$. Por encima de dicho valor comienza a producirse encharcamiento en el terreno.

Por otro lado, sabemos que cuando el contenido de agua baja por debajo de un determinado valor, la planta comienza a sufrir estrés hídrico. Este estrés, salvo decisión expresa del agricultor es una condición de trabajo indeseable. Por tanto, se tomará por defecto que el límite inferior corresponda al punto donde empieza el estrés hídrico. Dicha cantidad de agua es igual al agua útil menos el agua fácilmente disponible en el terreno: $y_{min} = AU - AFD$.

4.5.4. Referencia

La referencia constituye la consigna que seguirá el controlador. De acuerdo a la elección de la función de coste, la respuesta esperada estará bastante próxima a la referencia. Salvo que se especifique lo contrario se tomará el valor medio entre los límites superior e inferior $\omega = \frac{(y_{max}+y_{min})}{2}$. No obstante, gracias a las prestaciones del control predictivo será posible bajar la referencia hasta las proximidades del límite inferior sin poner en peligro el cumplimiento de las restricciones.

Capítulo 5

Selección de Datos de Estudio

En este capítulo se recogen los datos y los ensayos para obtener los resultados del capítulo 6. Se van a generar principalmente dos tipos de resultados:

- Resultados de datos reales.
- Resultados para probar los puntos de operación del controlador.

En ambos casos será necesario establecer unos datos de entrada y criterios de operación. Además, será necesario definir estrategias realistas de riego convencional para comparar el desempeño del controlador. Toda esta información se explica en los siguientes apartados.

5.1. Cultivos de referencia

5.1.1. Tipo de cultivo

Para evaluar el funcionamiento del controlador propuesto se ha elegido como cultivo de referencia la vid, de gran importancia en España. En este cultivo puede ser de especial interés tener bajo control las condiciones de estrés a las que se ve sometida la planta, ya que éstas pueden afectar tanto a la cantidad producida como a la calidad del fruto. De acuerdo a lo explicado en el capítulo 3, la influencia del cultivo en el terreno se produce a través de la longitud de las raíces (lo cual se tendrá en cuenta en el siguiente apartado) y del coeficiente de cultivo K_c . Para este último se va a emplear una aproximación por tramos como en la figura 3.4. Los valores empleados a lo largo del año se recogen en el cuadro 5.1.

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
K_C	0,1	0,1	0,3	0,3	0,5	0,7	0,7	0,7	0,7	0,4	0,1	0,1

Cuadro 5.1: Valores de K_c empleados.

5. SELECCIÓN DE DATOS DE ESTUDIO

5.1.2. Datos de terreno

La influencia del terreno (apartado 3.1.2) sobre el modelo se lleva a cabo a través del parámetro de Agua Útil (AU). El método para estimar este valor será el programa *Soil Water Characteristics* [44]. Este programa proporciona el valor de la capacidad de campo (FC) y punto de marchitez (WP) en función de los siguientes parámetros:

- Contenido de arena en el terreno (%).
- Contenido de arcilla en el terreno (%).
- Contenido de materia orgánica (M.O.) en el terreno (%).
- Salinidad (dS/m).

Con dicha información se clasifica al terreno y se obtienen, entre otros, los valores deseados. La ventana de trabajo de SWC puede verse en la figura 5.1.

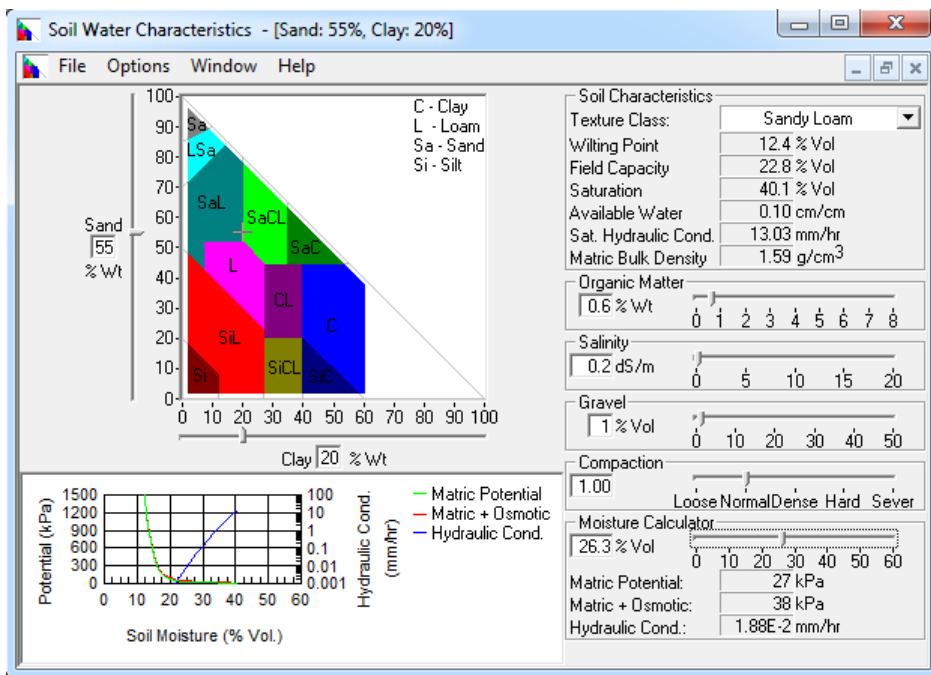


Figura 5.1: *Soil Water Characteristics*.

A partir de los valores de FC y WP puede obtenerse la cantidad de AU (mm) si se conoce la profundidad de raíces (mm).

$$AU = \frac{FC(\%) - WP(\%)}{100} p_{raices}$$

5.1 Cultivos de referencia

Para probar el controlador propuesto en dos localizaciones diferentes, se ha tomado un viñedo en la localidad de Argoncillo (La Rioja) y otro en Colmenar de Oreja (Madrid).

El cálculo de las características del terreno se ha descompuesto en tres capas para cada uno de los casos, suponiendo una composición de terreno diferente en cada caso. Los valores obtenidos se recogen en el cuadro 5.2.

		Arena	Arcilla	M.O.	Sal.	Prof.	FC	WP	AU
Argoncillo	H1	40 %	17 %	1 %	0,2	39	25,0	11,1	54,2
	H2	55 %	20 %	0,6 %	0,2	47	22,8	12,4	48,9
	H3	63 %	15 %	0,4 %	0,2	23	18,2	9,2	20,7
	Total	-	-	-	-	-	-	-	123,8

		Arena	Arcilla	M.O.	Sal.	Prof.	FC	WP	AU
Colmenar de Oreja	H1	20 %	33 %	1 %	0,1	18	35,6	20,2	27,7
	H2	24 %	35 %	1 %	0,1	12	35,8	21,3	17,4
	H3	32 %	26 %	0,5 %	0,1	56	30,2	16,0	79,5
	Total	-	-	-	-	-	-	-	124,6

Cuadro 5.2: Parámetros de los terrenos.

Una vez conocido el valor de agua útil, es necesario establecer un criterio para determinar cuando la planta se encuentra en estrés hídrico. De acuerdo con la figura 3.5, debe establecerse que porcentaje del agua útil es agua fácilmente disponible (AFD). El criterio elegido es tomar $AFD = 2/3AU$, por lo que las condiciones de estrés se darán cuando el nivel de agua se encuentre en el último tercio del agua útil.

5.1.3. Datos meteorológicos

Para obtener los datos de precipitaciones y evapotranspiración en los terrenos seleccionados se hará uso de las bases de datos de SIAR (Servicio de Asesoramiento Integral al Regante) [9, 21, 32].

En el caso del terreno en Argoncillo, está disponible una estación meteorológica en la misma localidad. Si se quiere disponer de otra fuente de los datos, existe otra estación meteorológica próxima en Bargota.

Por otro lado, para el terreno en Colmenar de Oreja, se dispone de tres estaciones meteorológicas cercanas: Chinchón, Fuentidueña de Tajo y Villarrubia de Santiago.

Aunque podría tomarse como fuente de datos una media ponderada de las estaciones disponibles en cada caso, para el propósito de este proyecto será suficiente con tomar como referencia los datos de una estación para cada terreno. Las estaciones

5. SELECCIÓN DE DATOS DE ESTUDIO

seleccionadas son la de Argoncillo y Villarrubia de Santiago. Los datos empleados en las simulaciones corresponden a las medidas registradas durante el año 2010.

En cuanto a las previsiones meteorológicas para el modelo de control predictivo, deberán obtenerse de otro modo. Tal y como se explicó en el apartado 3.2.3, estas previsiones se generarán a partir de los registros meteorológicos obtenidos. Este generación se llevará a cabo sumando al valor del registro de precipitación y evapotranspiración una variable aleatoria proveniente de una distribución normal. Los parámetros nominales de cada distribución normal se especifican en el cuadro 5.3.

	Media (μ)	Desviación típica (σ)
η	0,0	1,0
p	0,0	$1,0 + 0,1p$

Cuadro 5.3: Distribución normal para p y η .

Como se puede observar, se considera que la desviación para las precipitaciones es función del valor nominal del registro. Esto se debe a que es más probable que el error en la previsión meteorológica sea más alto cuanto mayor sea la precipitación esperada, mientras que cuando la previsión es de ausencia de lluvia, es poco probable que se produzcan unas precipitaciones muy altas.

Por último, es necesario comentar que el valor obtenido de las previsiones meteorológicas debe filtrarse para no permitir valores negativos ni de precipitación ni de evapotranspiración.

5.1.4. Métodos de riego de referencia

Las estrategias de riego empleadas habitualmente suelen basarse mucho en la experiencia del propio agricultor, por lo que su modelización es complicada. Por ello se van a tomar modelos de referencia basados en agricultura de precisión. Esto hace que dichos modelos tengan cierto ahorro de agua y presenten mejores valores del contenido de agua en campo que una estrategia de riego puramente tradicional.

Los resultados se van a comparar con respecto a dos estrategias de riego:

- Estrategia 1: Regar para reponer el agua útil cuando se estima que la zona de estrés hídrico puede estar cercana.
- Estrategia 2: Efectuar un riego semanal con el objetivo de reponer las pérdidas obtenidas el mes anterior.

En ambos casos se trata de estrategias en bucle abierto ya que la estimación de la magnitud y el momento de riego se hace sin efectuar medidas de la cantidad de agua en el terreno.

El modelo de riego propuesto en este proyecto también se engloba dentro de la agricultura de precisión. En este caso, al incluir un modelo predictivo y realimentar con medidas del terreno, la operación debería presentar mejoras frente a los métodos de referencia.

Para modelar una posible perturbación en las medidas, errores en la estimación de los parámetros y tener en cuenta la presencia de flujos no modelados en la simulación, se añadirá a la simulación de contenido de agua en suelo una variable de perturbación. Los parámetros nominales de la distribución normal de esta variable se especifican en el cuadro 5.4.

	Media (μ)	Desviación típica (σ)
x	2,0	0,5

Cuadro 5.4: Distribución normal para x .

Para modelar las pérdidas de agua cuando se satura el campo durante la simulación, puede tomarse un coeficiente de escorrentía $K_{esc} = 0,5$.

5.2. Casos de ensayo

Con el modelo propuesto, la influencia del terreno y las raíces se limita a condicionar los valores de AU y AFD (apartados 3.1.2, 3.1.3 y 5.1.2). Por ello, el controlador se puede ajustar a cualquier terreno simplemente ajustando el valor de los límites de operación a las condiciones de trabajo deseadas. Las siguientes pruebas se plantean para ensayar el funcionamiento del controlador en diferentes condiciones de trabajo límite y observar su comportamiento.

El tipo de cultivo también afectará al modelo a través del coeficiente de cultivo K_c . Este factor produce un escalado sobre las necesidades hídricas del cultivo, por lo que su efecto se limitará en primera instancia a una mayor o menor amplitud global de las señales de riego aplicado. En cualquier caso puede verse una simulación con un valor distinto de K_c al valorar el funcionamiento con estrés hídrico (apartado 5.2.4 y 6.4).

Con el fin de comparar los resultados entre simulaciones, los datos meteorológicos empleados son los de Colmenar de Oreja en todos los casos salvo en la simulación del terreno de Argoncillo.

5. SELECCIÓN DE DATOS DE ESTUDIO

Equivalencia entre casos de ensayo

Los casos de ensayo que se van a plantear forman un conjunto representativo de las situaciones a las que puede verse sometido el controlador. Los resultados obtenidos serán equivalentes a los que se obtendrían realizando ensayos análogos.

Por ejemplo, el efecto de sobrestimar \hat{K}_c ($\hat{K}_c > K_c$) significa que el controlador va a estimar un mayor gasto de agua del que realmente existe. Esta situación es equivalente en el balance hídrico a los casos en los que $\hat{\eta} > \eta$ o $\hat{p} < p$ (apartado 5.2.5).

El mismo análisis puede hacerse para \hat{K}_p o \hat{K}_r , teniendo en cuenta que su influencia en el modelo es inversa a la de \hat{K}_c .

Por otro lado, el efecto de las dinámicas no modeladas (capilaridad, percolación y escorrentía) es equivalente a considerar una perturbación δ_x adicional. Si las perturbaciones se modelan como distribuciones normales, al sumar estos efectos al valor de δ_x (también modelada con una normal), el resultado también sería una normal con un nuevo valor de media y desviación típica. Por tanto, un ejemplo de este caso puede encontrarse en el apartado 5.2.5 al modificar los parámetros estadísticos μ_X y σ_X .

5.2.1. Evolución anual

En primer lugar se representa una simulación con la operación del controlador a lo largo de un año entero. De esta forma se podrá identificar cuál es la temporada de riego y observar cualitativamente la evolución del sistema. Para esta simulación se ha empleado el terreno de Colmenar de Oreja. La referencia se fija en el punto medio del rango de operación.

$$y_{max} = AU = 125 \text{ mm}$$

$$y_{min} = AU - AFD = 42 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 83,5 \text{ mm}$$

5.2.2. Resultados de casos reales

Con el fin de observar con más detalle qué ocurre durante la temporada de riego, se mostrarán los resultados a partir de junio para los dos terrenos de muestra elegidos. La referencia se fija próxima al límite inferior. Aunque los valores de AU y AFD no son idénticos para ambos terrenos, se fijaran los límites de operación con unos valores aproximados y comunes a ambos casos. Estos valores supondrán además el caso nominal de ajuste.

$$y_{max} = AU = 125 \text{ mm}$$

$$y_{min} = AU - AFD = 42 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

5.2.3. Operación del controlador sin estrés hídrico

En todos los casos de este apartado se emplea la misma referencia que en el caso nominal para que el consumo de agua sea comparable entre ellos.

5.2.3.1. Riego máximo limitado

En este caso se probará la operación del controlador con un rango amplio entre los límites inferior y superior (ambos fuera de la zona de estrés hídrico). La referencia se situará en el punto medio, quedando suficientemente alejada de ambos límites. En cuanto al valor máximo del riego, se fija en un valor que presente saturación.

$$y_{max} = AU = 125 \text{ mm}$$

$$y_{min} = AU - AFD = 42 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

$$u_{max} = 4 \text{ mm}$$

5.2.3.2. Rango inferior estrecho

La referencia se sitúa ahora muy próxima al límite inferior para que la secuencia de riego se vea afectada por dicha restricción.

$$y_{max} = AU = 125 \text{ mm}$$

$$y_{min} = AU - AFD = 52 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

5.2.3.3. Rango superior estrecho

La referencia se sitúa ahora muy próxima al límite superior para que la secuencia de riego se vea afectada por dicha restricción.

$$y_{max} = 58 \text{ mm}$$

$$y_{min} = 32 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

5.2.3.4. Rango estrecho

En este caso, los límites superior se sitúan próximos entre sí, con la referencia en medio. De este modo se fuerza al controlador a mantener el nivel de agua en una banda estrecha limitada por ambas restricciones.

$$y_{max} = 58 \text{ mm}$$

5. SELECCIÓN DE DATOS DE ESTUDIO

$$y_{min} = 52 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

5.2.4. Operación del controlador con estrés hídrico

Para ilustrar el efecto del estrés hídrico en la dinámica del problema, se situará el límite superior dentro de la zona de estrés hídrico.

$$y_{max} = 40 \text{ mm}$$

$$y_{min} = 25 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 35 \text{ mm}$$

5.2.5. Efecto de las perturbaciones

En el modelo propuesto existen tres fuentes de perturbación: en el contenido de agua medido, en la previsión de precipitaciones y en la previsión de evapotranspiración. Para observar la respuesta del sistema ante valores estadísticos distintos a los seleccionados, se variarán individualmente los siguientes parámetros estadísticos (manteniendo en su valor nominal el resto):

$$\mu_P = 4$$

$$\sigma_P = 5 + 0,1p$$

$$\mu_{ET} = 4$$

$$\sigma_{ET} = 5$$

$$\mu_X = 7$$

$$\sigma_X = 5,5$$

5. SELECCIÓN DE DATOS DE ESTUDIO

Capítulo 6

Resultados

6.1. Evolución anual

Este apartado sirve como aproximación general a la solución propuesta. Se muestra el resultado obtenido simulando la evolución del sistema a lo largo de un año natural. También sirve como referencia acerca del formato con el que se van a presentar las soluciones en el resto de apartados.

En cada figura se muestran cuatro gráficas.

- Riego aplicado (arriba izquierda; ■ □).
- Contenido de agua en suelo (abajo izquierda; □ □).
- Precipitaciones (arriba derecha; □ ■).
- Evapotranspiración (abajo derecha; □ ■).

En el caso de las precipitaciones y evapotranspiración, se muestra en azul el registro real y en rojo la previsión meteorológica que se ha tomado.

Para el riego y el contenido de agua se indica en azul la solución del control predictivo y con líneas punteadas magenta y verde las estrategias de riego de referencia. Adicionalmente se muestra con línea roja de trazos los límites impuestos al controlador y la referencia de contenido de agua en suelo en línea negra de trazos.

Normalmente el límite inferior del contenido de agua se fijará en el punto donde comienza el estrés hídrico. En caso de no ser así, el punto de estrés hídrico se marcará con una línea naranja de trazos.

6. RESULTADOS

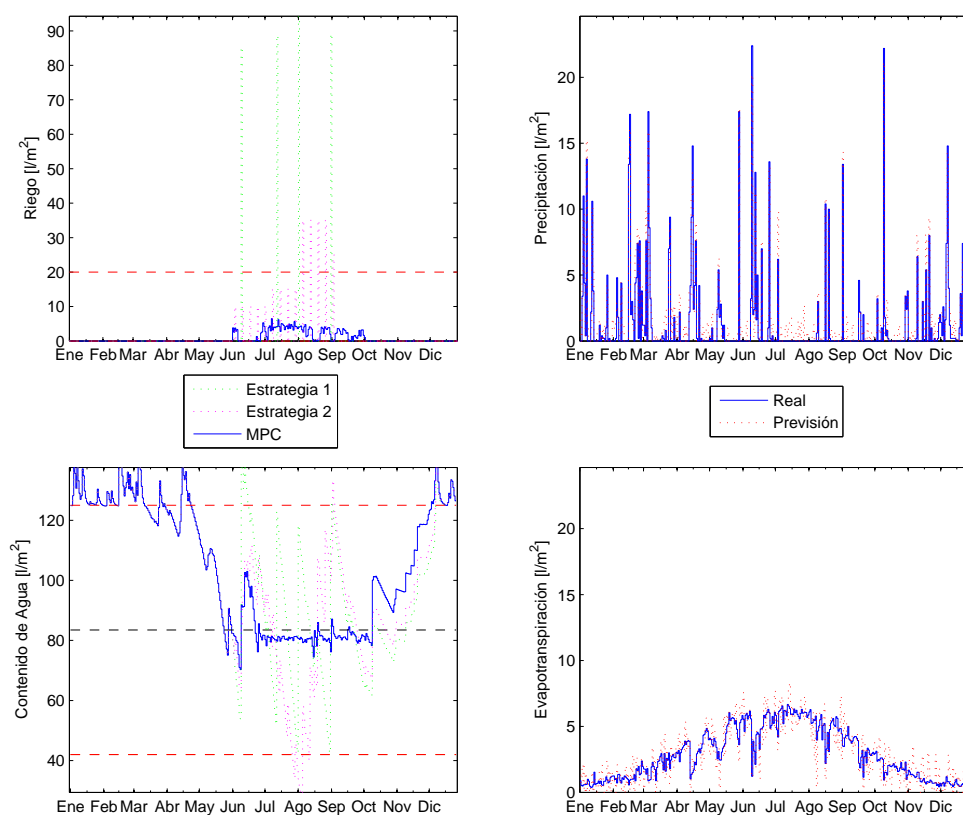


Figura 6.1: Simulación anual Colmenar de Oreja.

Puede observarse como al inicio del año el campo se encuentra saturado de agua y además las precipitaciones superan a la demanda del cultivo. Durante el mes de abril, comienza a decrecer el contenido de agua en suelo, pero no es hasta principio de junio cuando es necesario iniciar el riego. Todas las estrategias de riego coinciden aproximadamente con la fecha de inicio de riego.

La temporada de riego se extiende hasta principios de septiembre con las estrategias de referencia, mientras que el control predictivo continúa regando hasta finales de septiembre.

En cuanto a la magnitud del riego aplicado, el valor que corresponde a cada estrategia está principalmente marcado por la periodicidad del riego. Evidentemente el control predictivo presenta menores valores máximos porque se trata de un riego diario.

6.2. Resultados de casos reales

6.2.1. Argoncillo

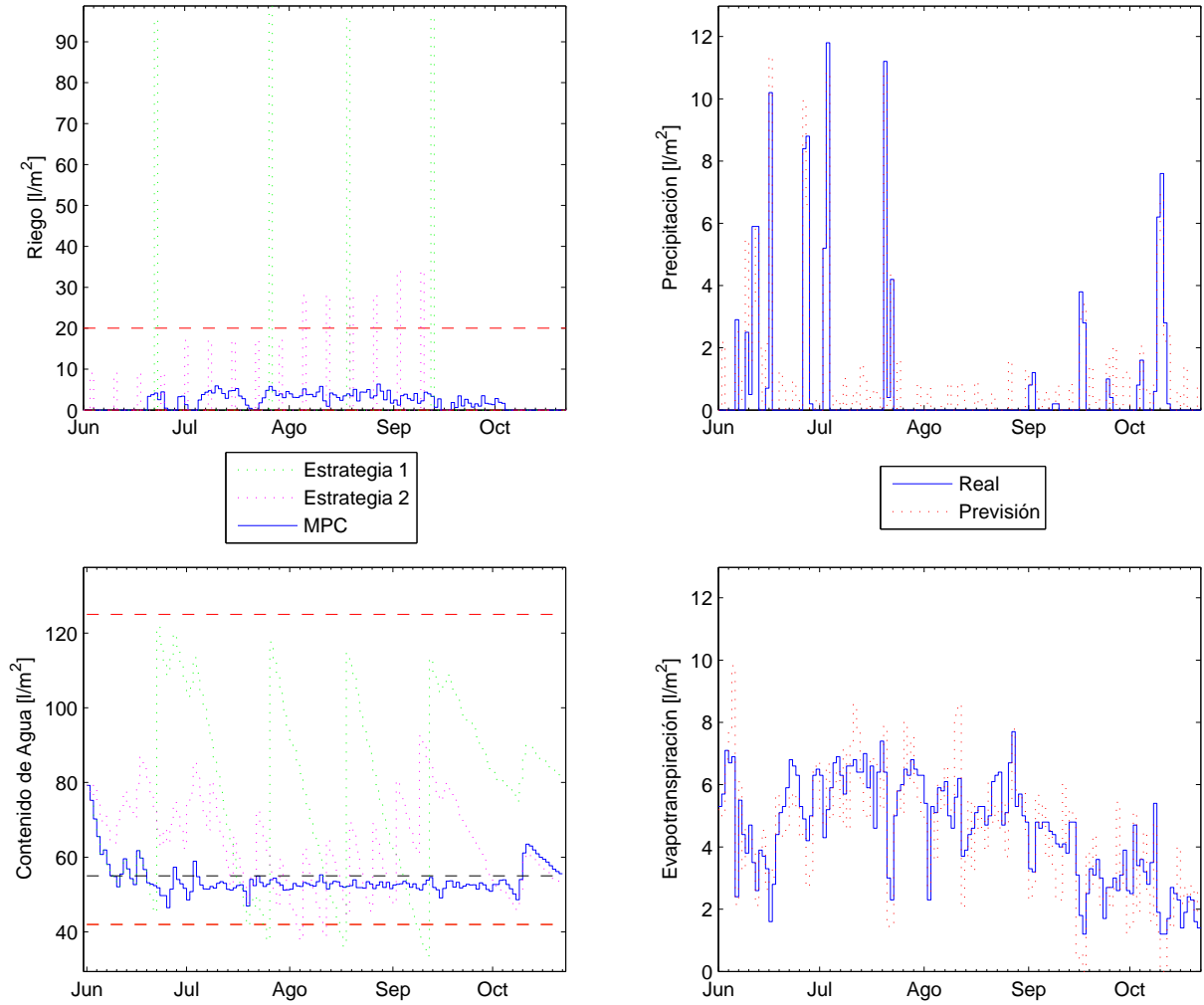


Figura 6.2: Simulación Argoncillo.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo	304,22	—
Estrategia 1	386,19	21,23 %
Estrategia 2	301,00	-1,07 %

Cuadro 6.1: Resultados Argoncillo.

6. RESULTADOS

6.2.2. Colmenar de Oreja

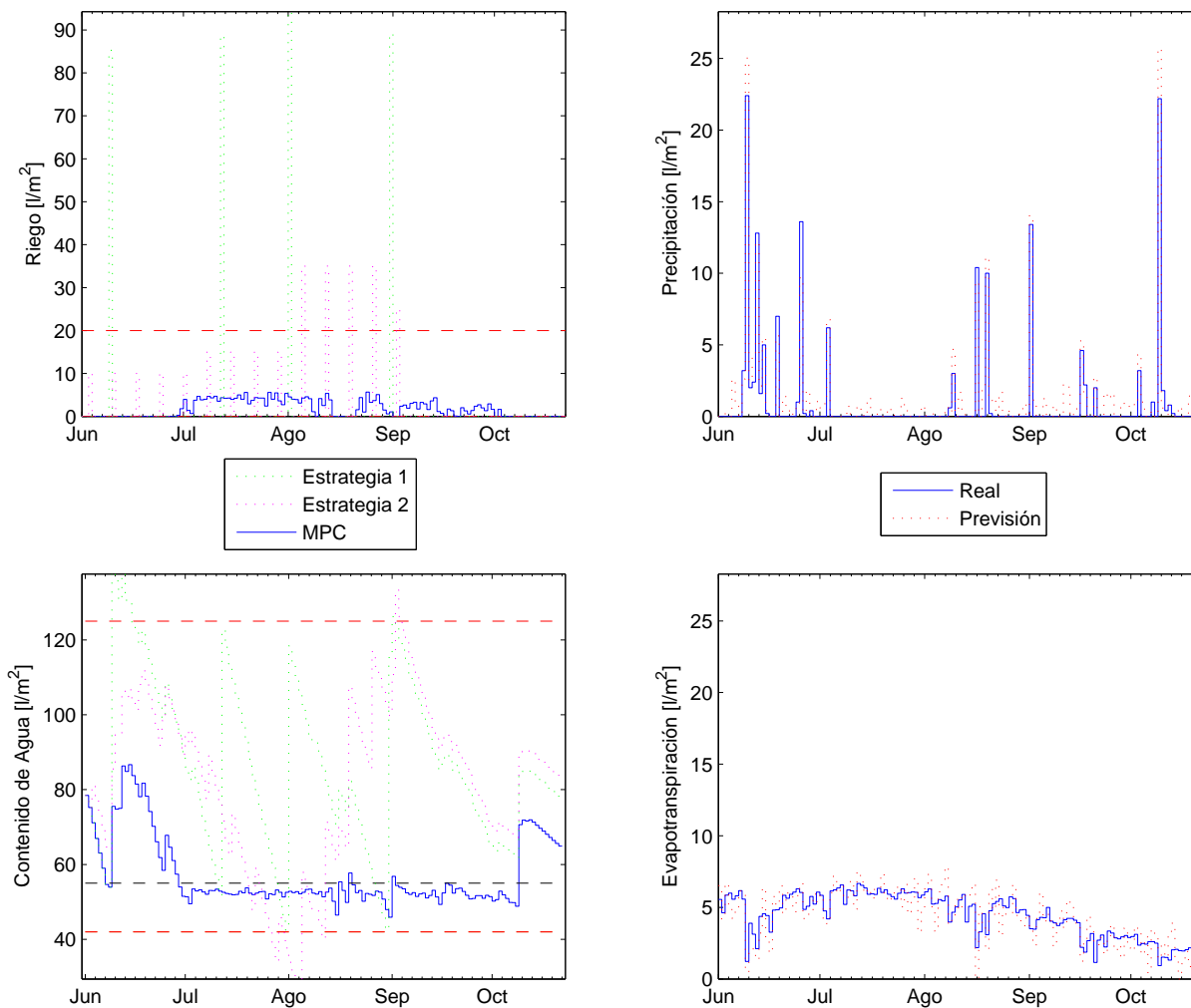


Figura 6.3: Simulación Colmenar de Oreja.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo	258,30	—
Estrategia 1	357,38	27,72 %
Estrategia 2	275,00	6,07 %

Cuadro 6.2: Resultados Colmenar de Oreja.

6.2.3. Comentarios

De los resultados obtenidos se observa en primer lugar que la temporada de riego con el control predictivo se inicia en el tramo final de junio, más tarde que en el caso de la estrategia 2 (riego semanal). En el caso de Argoncillo, la fecha de inicio de riego coincide aproximadamente con la de la estrategia 1 (riego a demanda), lo cual era previsible si el modelo es fiable.

Sin embargo, en el caso de Colmenar de Oreja se aprecia una diferencia importante entre la estrategia 1 y el control predictivo. En este caso, la estrategia 1 decide iniciar el riego justo antes de que se produzcan unas precipitaciones abundantes. Por su parte, el control predictivo detecta este evento y decide posponer el inicio del riego sabiendo que el nivel de agua subirá debido a las precipitaciones. Esto permite retrasar el riego mediante control predictivo hasta julio. Mientras que en el caso de la estrategia 1 lo que se produce es una saturación de agua en el campo debido a que, además de las fuertes precipitaciones, se ha aplicado un riego abundante.

Por otro lado, si se compara el resultado con la simulación anual (apartado 6.1), se observa como en dicho caso el riego se inicia a principio de junio. Esto se debe a que en aquella simulación se tomó como referencia un valor de 83, mientras que ahora se está empleando una referencia de 55. Es por ello que en el caso anual el controlador aplicaba riego a principio de junio, para comenzar a seguir la referencia cuando el nivel de agua se aproxima a 83.

En cuanto a la influencia de las variables de entrada, puede apreciarse como normalmente cuando se producen las precipitaciones también disminuye el valor de la evapotranspiración. Es decir, se recibe un aporte externo de agua a la vez que la demanda del cultivo es más pequeña. Este acoplamiento hace que se acreciente el impacto de las precipitaciones sobre el nivel de agua, lo cual supone una justificación más para emplear un control predictivo que se anticipe a los acontecimientos.

Si se analiza la secuencia de riego aplicada con respecto a las precipitaciones, puede observarse claramente como el controlador disminuye o hace nulo el riego si están previstas precipitaciones en los días siguientes. Esta anticipación es mayor cuanto más altas son las precipitaciones esperadas, lo cual produce que el controlador en ocasiones permita un descenso del nivel de agua sobre la referencia ya que sabe que el nivel se recuperará con las precipitaciones.

Como ya se comentó en el apartado 6.1, el control predictivo presenta menores valores máximos en la señal de control debido a la aplicación diaria del riego (en lugar de semanal o a demanda). No obstante, hay una causa adicional para que estos valores sean menores. Al tener en cuenta las previsiones de precipitación, el riego se adapta

6. RESULTADOS

a dicha situación, evitando aplicar más agua de la necesaria (que se desperdiciaría) y saturar la capacidad de campo (como se puede ver que ocurre en Colmenar de Oreja para ambas estrategias de referencia).

Debido a las características que se han comentado, es de esperar que el control predictivo conlleve un menor consumo de agua total a lo largo de toda la temporada de riego. En el caso de la estrategia 1, puede verse como el control predictivo consigue unos ahorros de agua de entre el 21 % y el 28 %, según el terreno seleccionado. Por su parte, los ahorros con respecto a la estrategia 2 son más pequeños o incluso negativos en el caso de Argoncillo. Esto se debe a que la estrategia de riego 2 es poco conservadora y tiende a apurar el límite inferior del nivel de agua, llegando a sobrepasarlo en varias ocasiones. Hay que comentar adicionalmente que el consumo total de agua con el control predictivo puede reducirse más aun de forma sencilla, basta con disminuir el nivel de la referencia. Sin embargo, esta práctica debe emplearse con precaución ya que podría incumplirse la limitación inferior. Por ello el valor fijado para la referencia en este apartado se considerará como el ajuste nominal, ya que presenta un margen de seguridad aceptable con respecto al límite.

Otra ventaja evidente del control predictivo es que el nivel de agua se mantiene (siempre que sea posible debido a las precipitaciones) en valores cercanos a la referencia fijada. En las estrategias de riego de referencia, el nivel fluctúa mucho entre el valor mínimo y valores más amplios (llegando a saturar el campo). El hecho de poder mantener controlado el nivel disponible de agua puede ser de relevancia para diversos cultivos, aunque cada uno pueda necesitar un valor óptimo diferente.

Por último, otra característica clave es que el control predictivo “garantiza” el cumplimiento de las restricciones propuestas. Aun así, hay casos en los que no es posible asegurar el cumplimiento de las restricciones. Las causas de estas situaciones se analizan en el apartado 6.3. En cualquier caso, el controlador predictivo permite cierta protección contra estos eventos, ya sea fijando ciertos márgenes de seguridad con respecto a los límites de operación (fijar la referencia a un nivel bajo, pero suficientemente alejada del límite inferior) o bien empleando técnicas de control robusto (capítulo 7).

6.3. Operación del controlador sin estrés hídrico

6.3.1. Riego máximo limitado

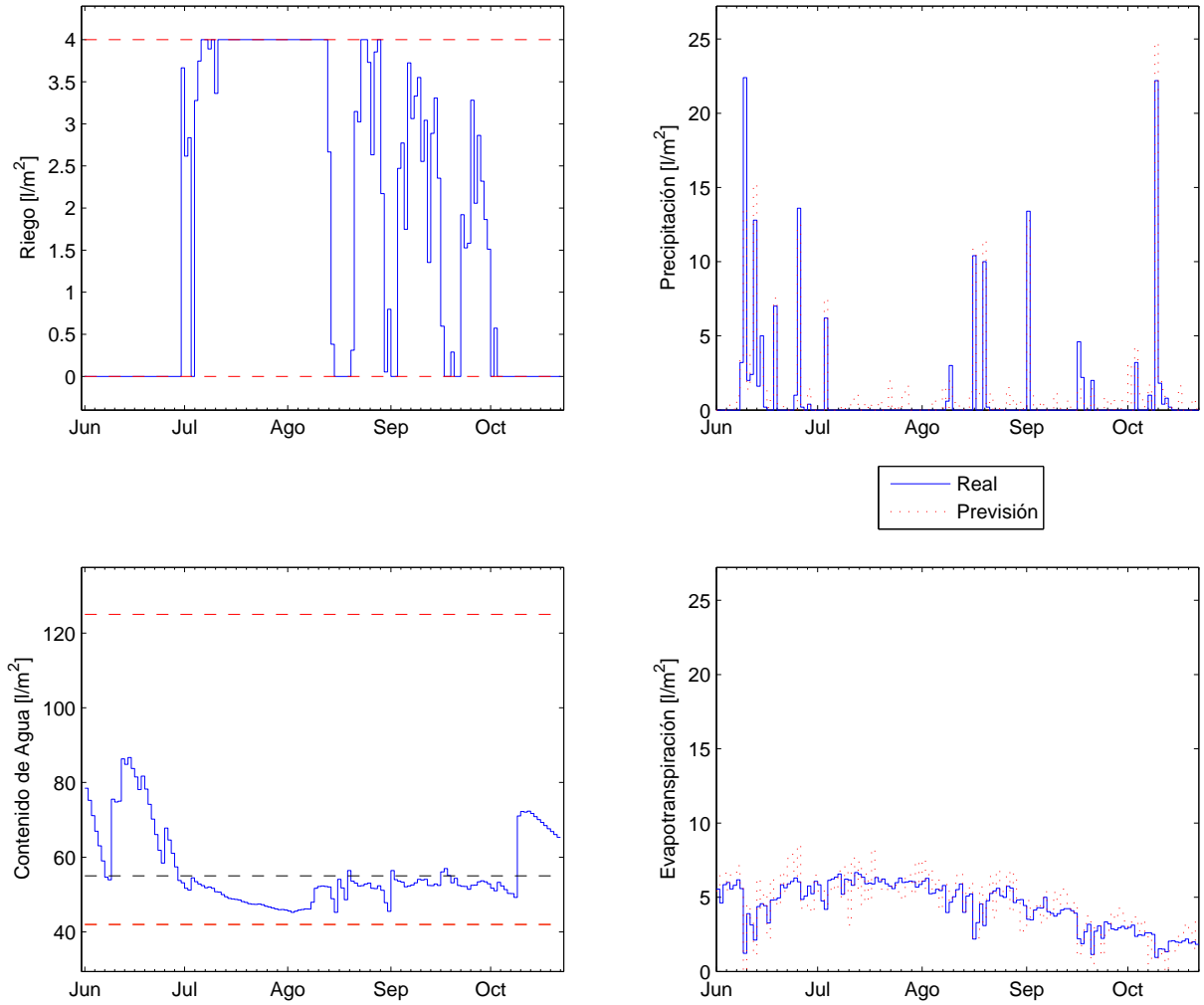


Figura 6.4: Simulación sin estrés, riego limitado.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.3.1	258,71	0,16 %

Cuadro 6.3: Resultados sin estrés, riego limitado.

6. RESULTADOS

6.3.2. Rango inferior estrecho

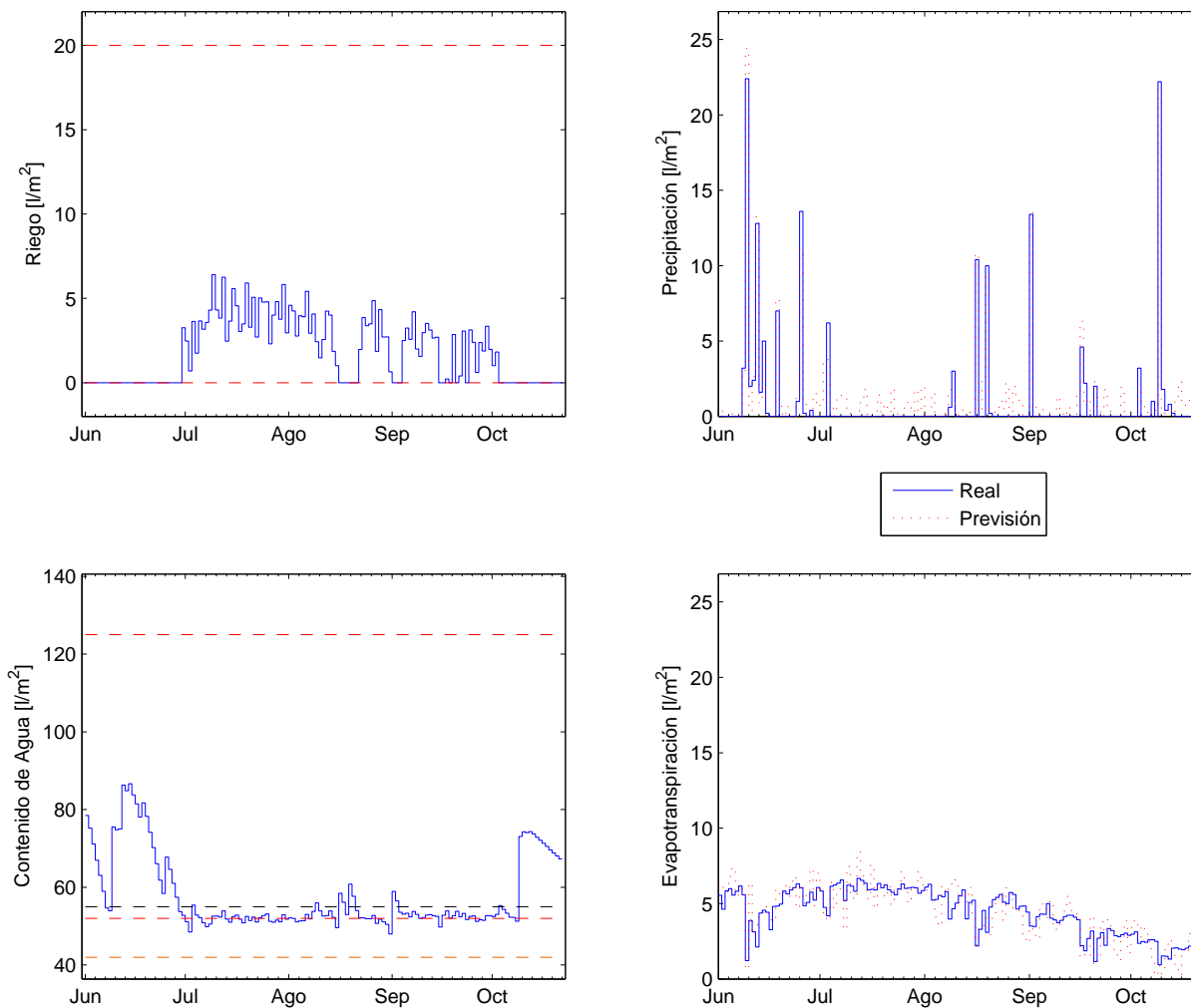


Figura 6.5: Simulación sin estrés, rango inferior estrecho.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.3.2	260,72	0,94 %

Cuadro 6.4: Resultados sin estrés, rango inferior estrecho.

6.3.3. Rango superior estrecho

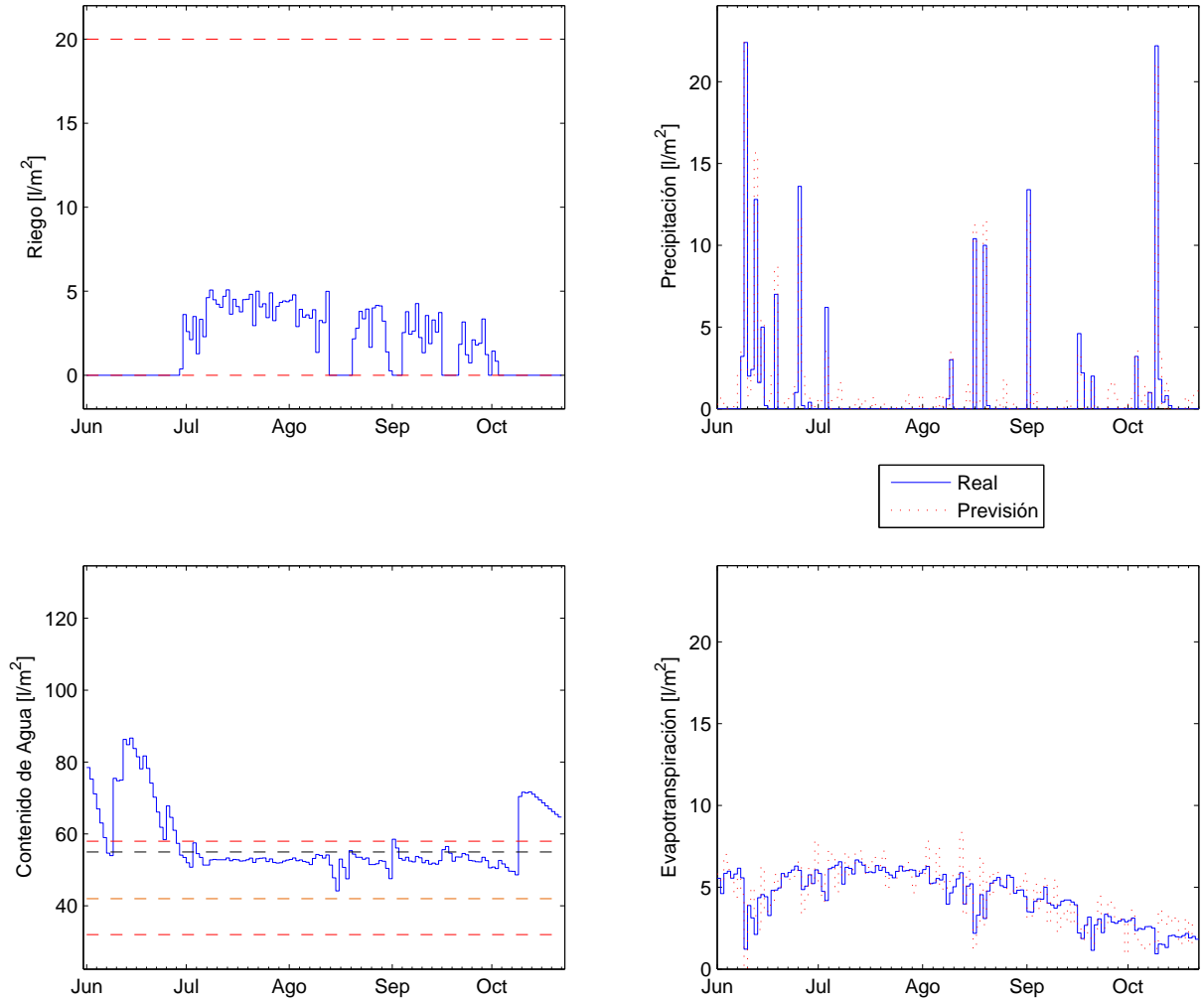


Figura 6.6: Simulación sin estrés, rango superior estrecho.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.3.3	258,08	-0,09%

Cuadro 6.5: Resultados sin estrés, rango superior estrecho.

6. RESULTADOS

6.3.4. Rango estrecho

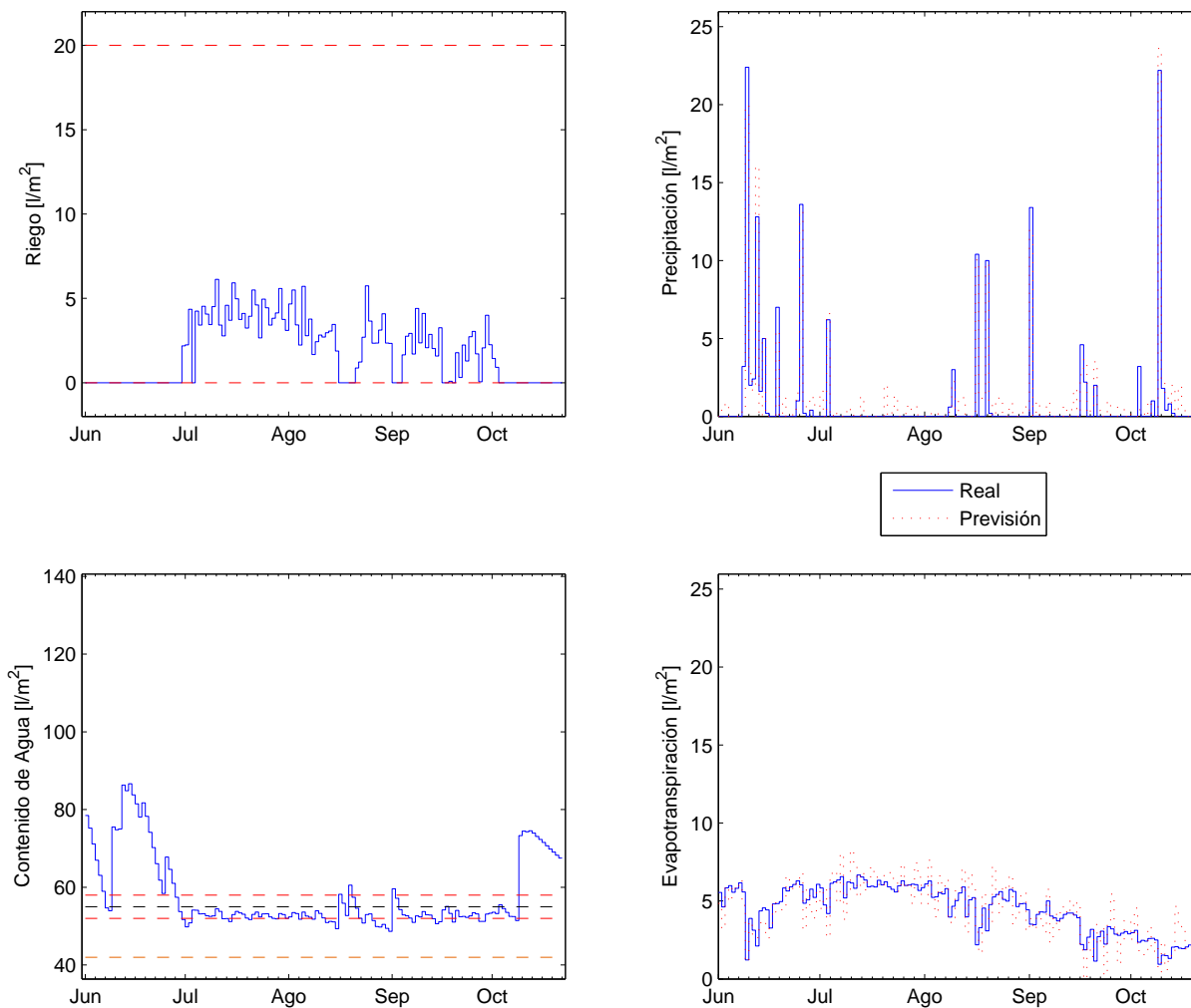


Figura 6.7: Simulación sin estrés, rango estrecho.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.3.4	260,93	1,01 %

Cuadro 6.6: Resultados sin estrés, rango estrecho.

6.3.5. Comentarios

En el primer caso puede observarse que al disminuir drásticamente el valor de u_{max} se produce la saturación de la señal de control. Aunque no se trata de una situación realista, es una situación útil para entender cómo está funcionando el controlador. La principal saturación se observa entre mediados de julio y mediados de agosto. Durante este periodo se aplica el máximo riego para mitigar lo más posible la pérdida de agua. En este caso el cumplimiento de la limitación inferior depende de que lleguen suficientes precipitaciones a tiempo. Si este valor de u_{max} correspondiese a una situación real, debería elevarse el nivel de la referencia para que puedan cumplirse las restricciones en un caso en que las precipitaciones fuesen inferiores.

En el apartado 6.3.2 se ha fijado un margen inferior de sólo 3 mm entre la referencia y la restricción inferior. En los resultados puede verse con claridad como el nivel de agua incumple la restricción varias veces a lo largo de la temporada de riego. Esto es debido principalmente a la perturbación introducida en la cantidad de agua. Dicha perturbación tiene una media de 2, lo que produce que el controlador observe, por término medio, un nivel de agua 2 mm superior al real. De este modo mide que hay más agua de la que realmente existe. No obstante, aunque se eliminase dicho efecto, seguiría existiendo riesgo de incumplir la restricción debido a los errores de la previsión meteorológica.

Si el margen estrecho se sitúa por encima de la referencia (apartado 6.3.3), también se puede apreciar que se incumple la restricción de cota máxima de agua. En este caso, el margen de maniobra del controlador es limitado. Si dentro del horizonte de predicción detecta la presencia de precipitaciones, puede reducirse la señal de control para que el nivel de agua baje un poco. De este modo puede evitarse que cuando lleguen las precipitaciones el nivel de agua supere el valor límite. Esta situación puede observarse a mediados de agosto, donde el riego se hace cero para que cuando lleguen precipitaciones el nivel de agua se mantenga en el rango aceptable. La capacidad del controlador para este evento está limitada por el horizonte de predicción y la calidad de las previsiones meteorológicas. Aun así, cuando termina la temporada de riego y las precipitaciones crecen mucho, no hay capacidad para evitar la saturación del campo (apartado 6.1).

Por último, cuando el margen estrecho se establece a ambos lados de la referencia, se pueden observar los dos efectos comentados de forma acoplada. Es decir, la respuesta del controlador para evitar el incumplimiento de una restricción puede favorecer el incumplimiento de la otra. Si se desea trabajar con una banda tan estrecha,

6. RESULTADOS

será necesario mejorar las medidas de agua y las previsiones meteorológicas, o bien emplear alguna técnica que dote de robustez al controlador (capítulo 7).

6.4. Operación del controlador con estrés hídrico

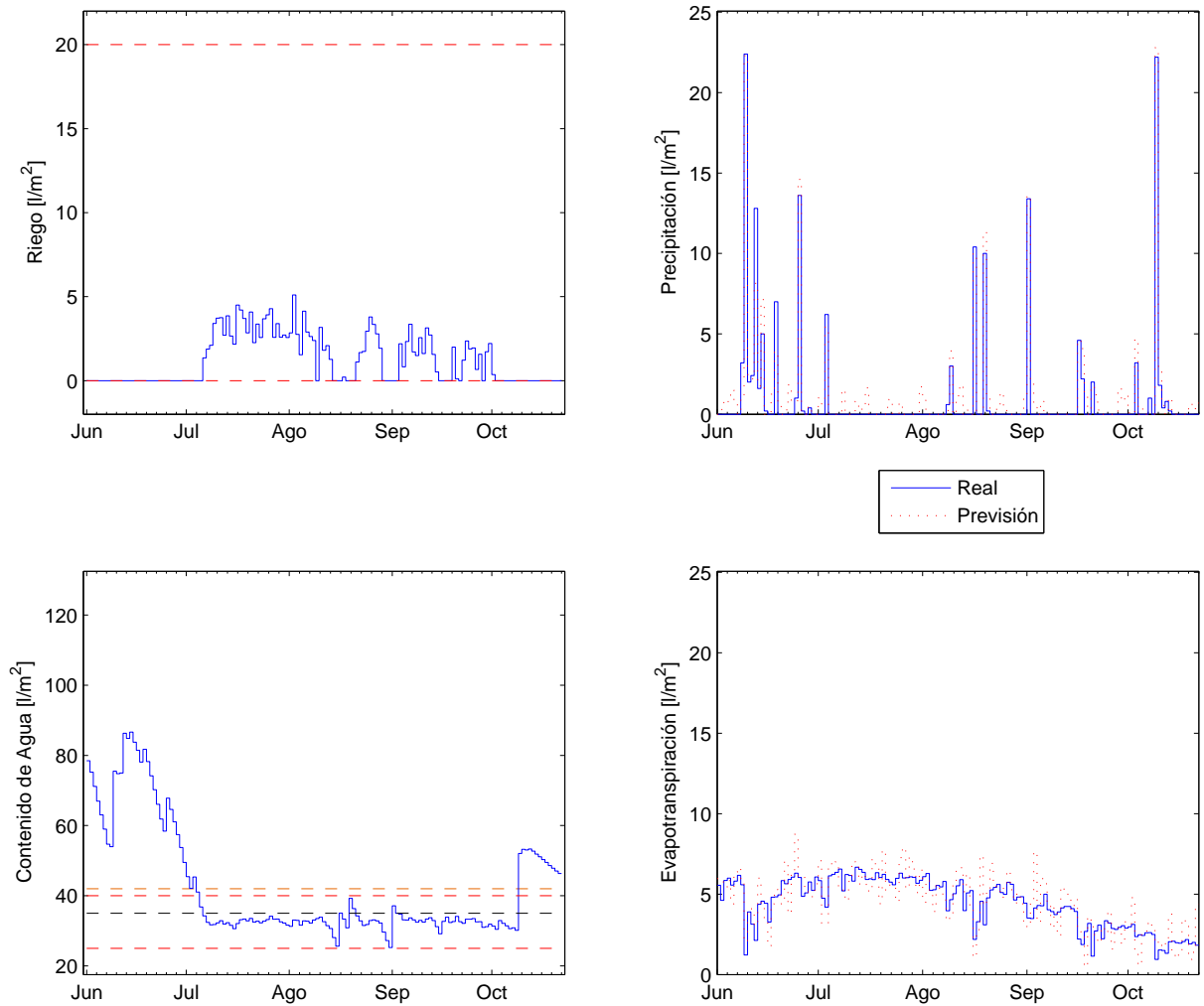


Figura 6.8: Simulación con estrés hídrico.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.4	173,11	-49,21 %

Cuadro 6.7: Resultados con estrés hídrico.

6. RESULTADOS

En este caso puede observarse como la zona de estrés hídrico queda por encima del límite superior, por lo que la planta estará operando en todo momento en condiciones de estrés. De acuerdo con lo planteado en el modelo, las condiciones de estrés hídrico van a afectar al coeficiente de cultivo K_c , disminuyendo las necesidades hídricas del cultivo. Por tanto es esperable que al trabajar en estas condiciones disminuya la cantidad de riego a aplicar. Esto puede observarse en que la amplitud de la señal de control es menor en este caso que en los anteriores.

El consumo total es un 50 % que en el caso nominal. Sin embargo este efecto se debe también al hecho de haber disminuido el valor de la referencia.

6.5. Efecto de las perturbaciones

6.5.1. Media de las precipitaciones

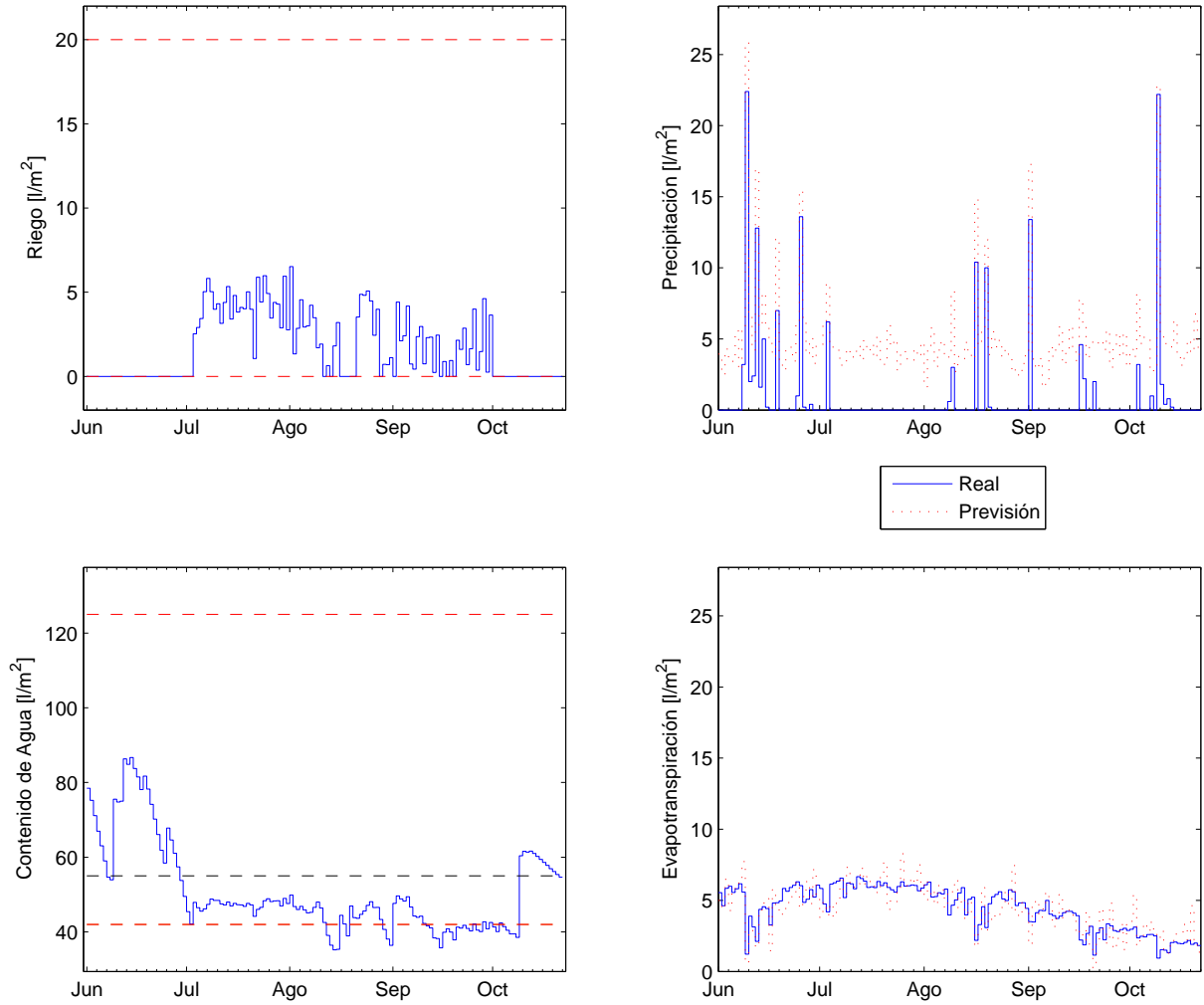


Figura 6.9: Simulación con μ_P aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.5.1	243,79	-5,95 %

Cuadro 6.8: Resultados con μ_P aumentada.

6. RESULTADOS

6.5.2. Varianza de las precipitaciones

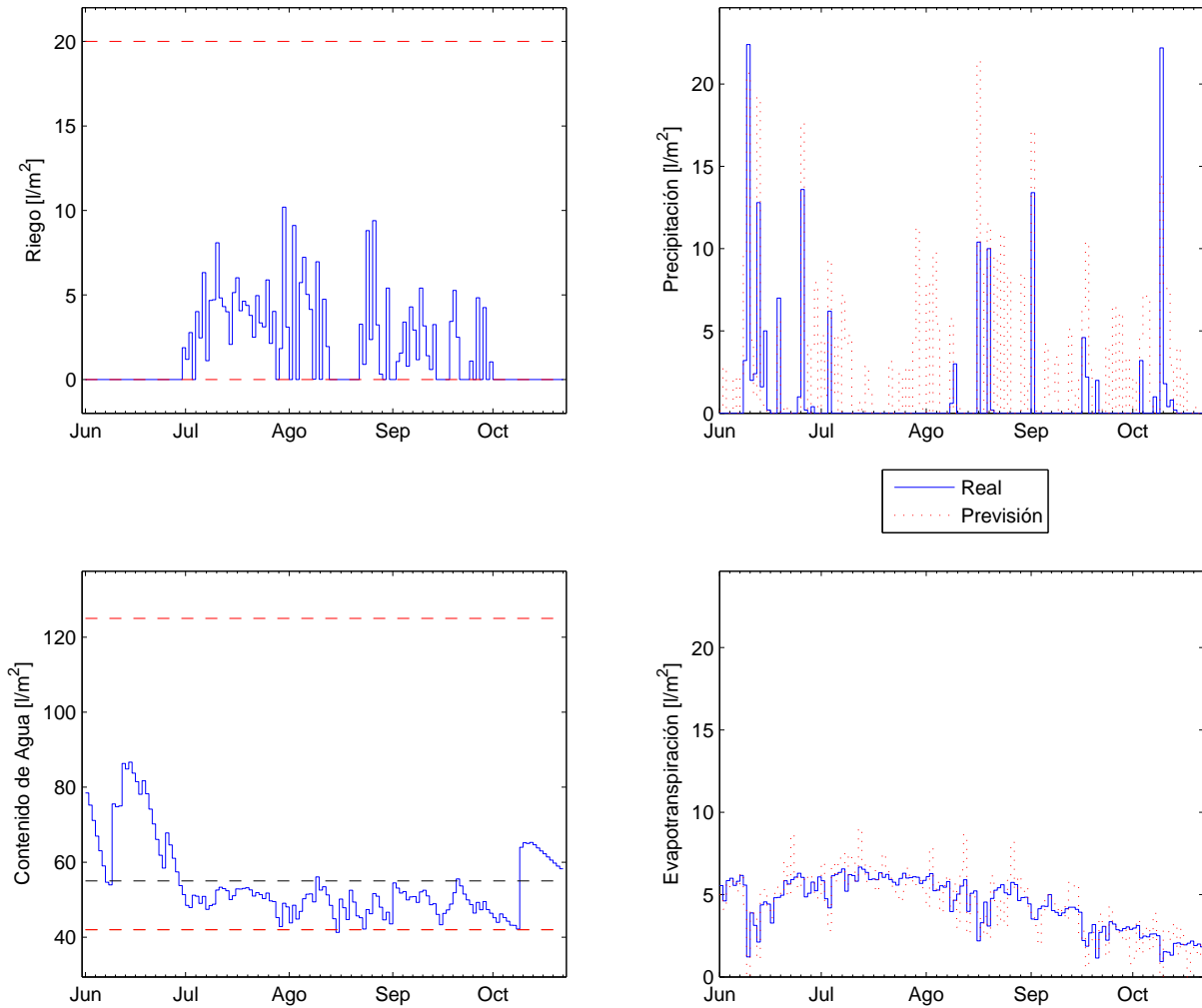


Figura 6.10: Simulación con σ_P aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.5.2	251,62	-2,65 %

Cuadro 6.9: Resultados con σ_P aumentada.

6.5.3. Media de la evapotranspiración

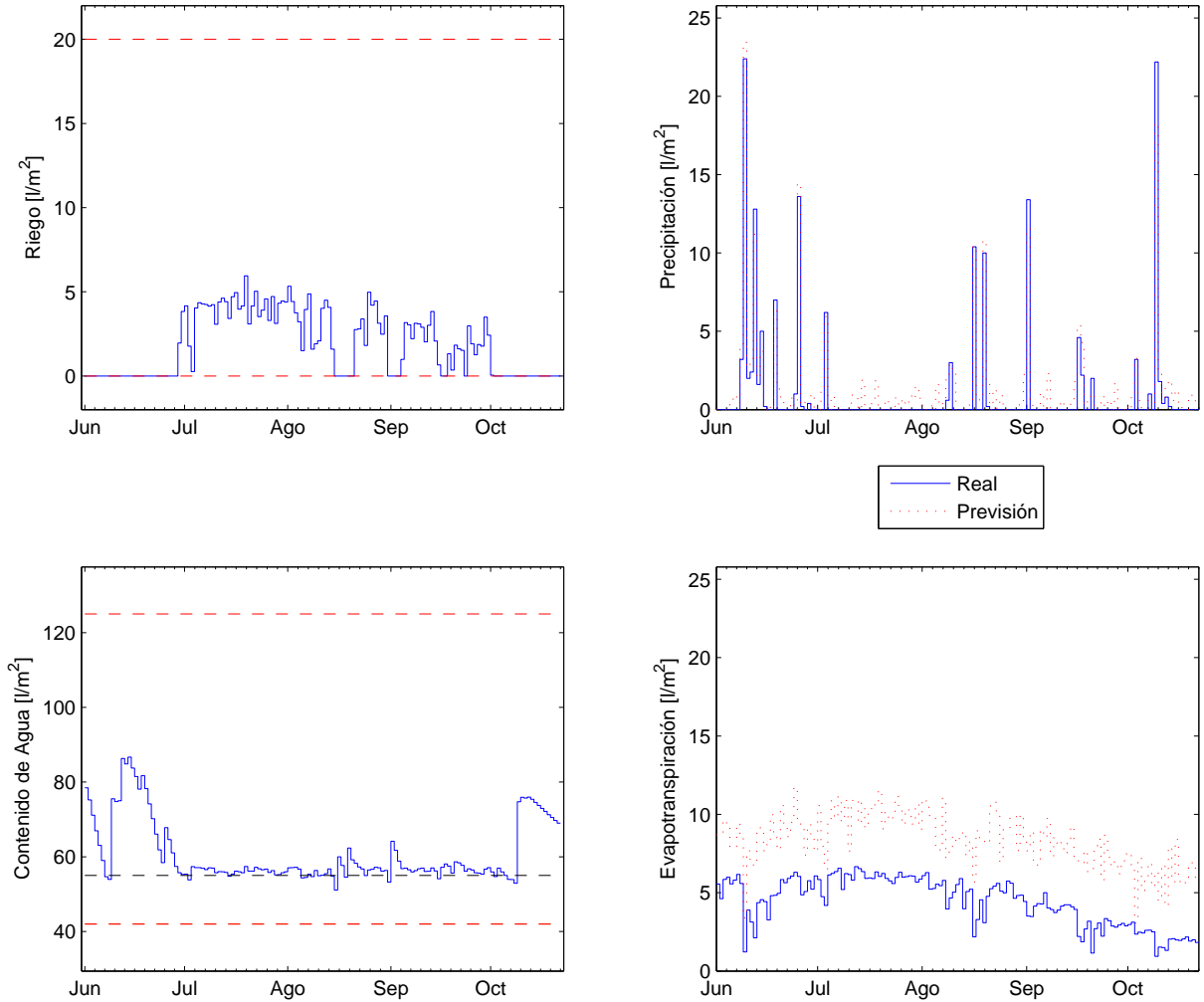


Figura 6.11: Simulación con μ_{ET} aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.5.3	262,38	1,55 %

Cuadro 6.10: Resultados con μ_{ET} aumentada.

6. RESULTADOS

6.5.4. Varianza de la evapotranspiración

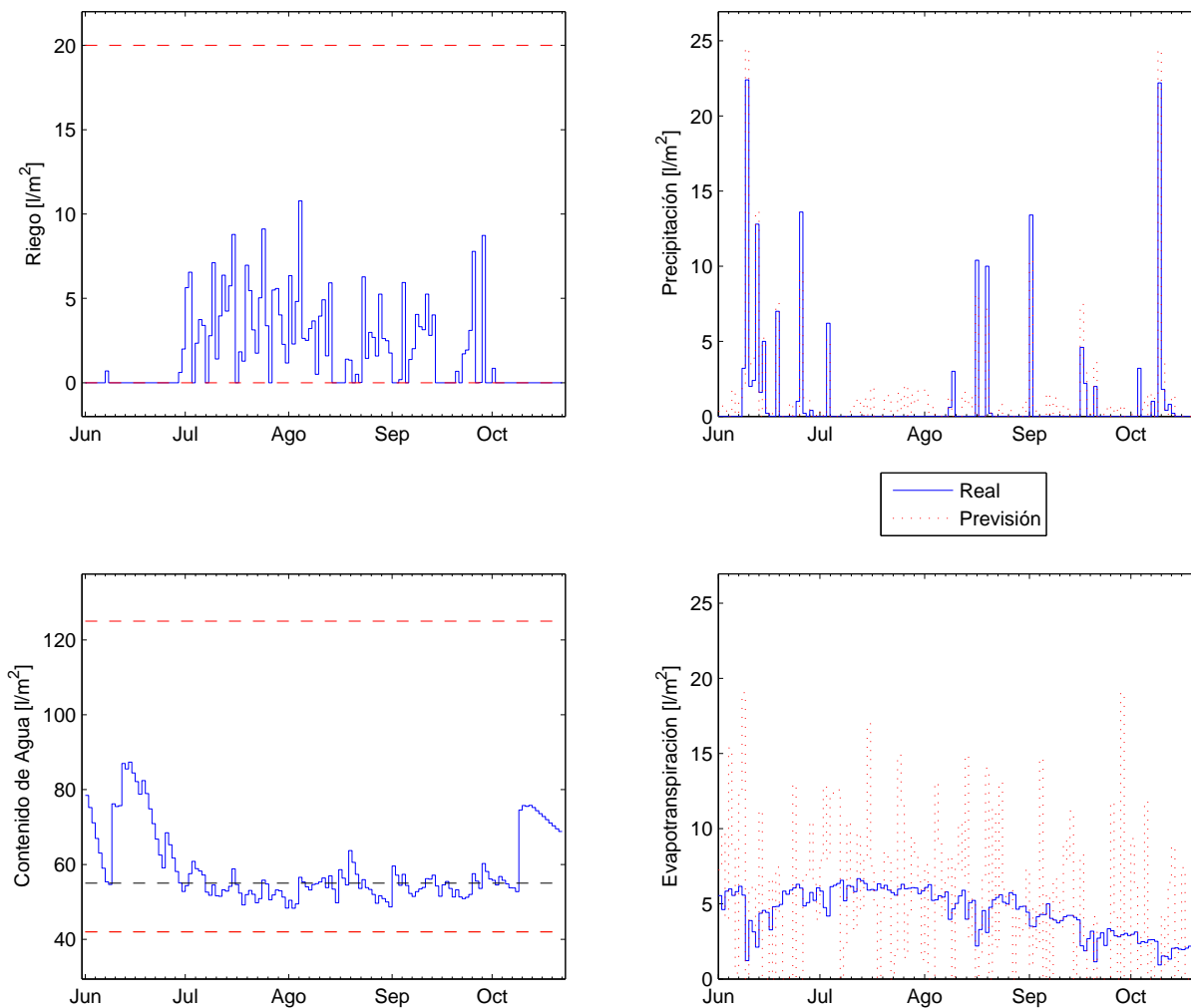


Figura 6.12: Simulación con σ_{ET} aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.5.4	262,20	1,49 %

Cuadro 6.11: Resultados con σ_{ET} aumentada.

6.5.5. Media de la medida de agua en suelo

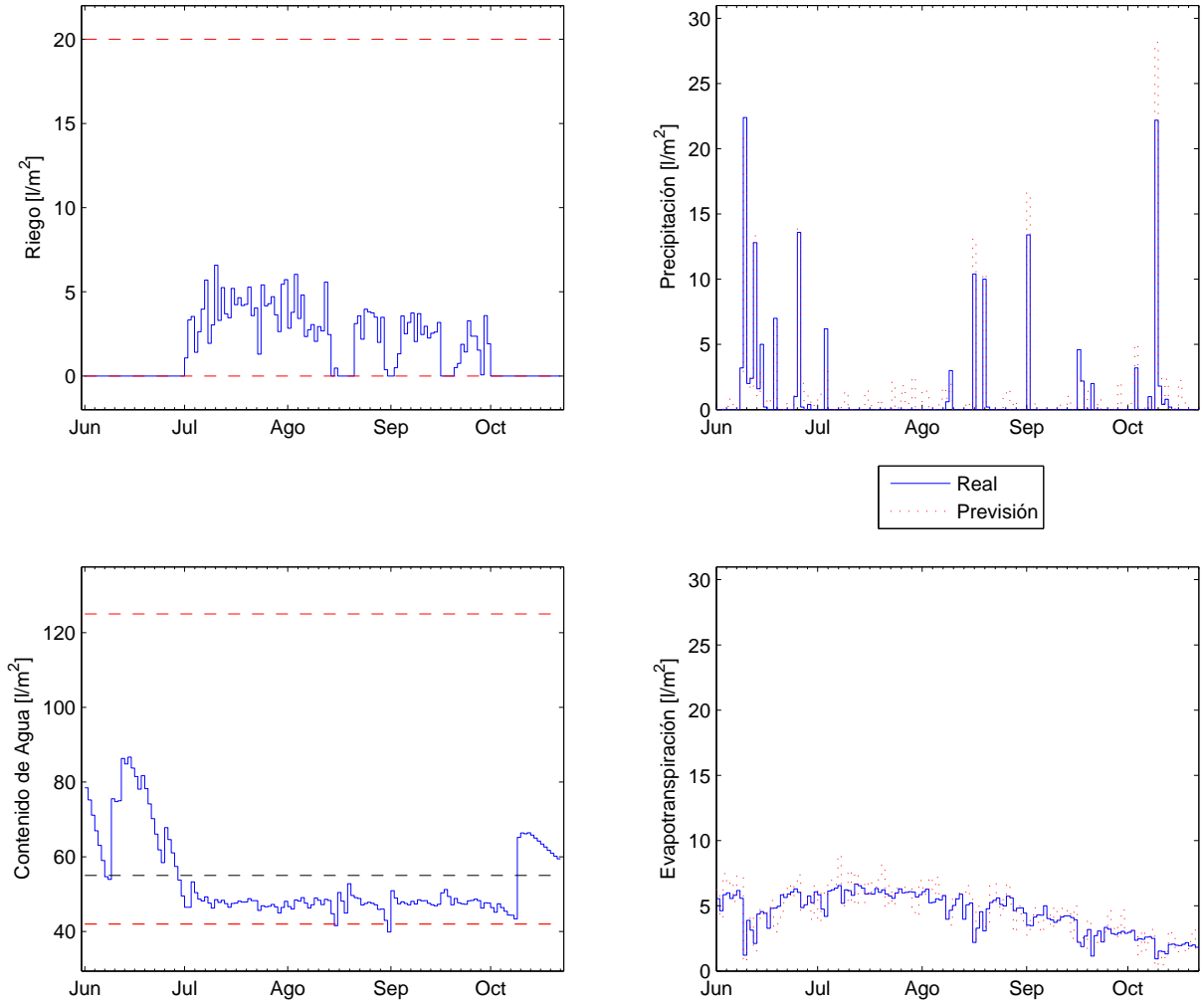


Figura 6.13: Simulación con μ_X aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.5.5	252,69	-2,22 %

Cuadro 6.12: Resultados con μ_X aumentada.

6. RESULTADOS

6.5.6. Varianza de la medida de agua en suelo

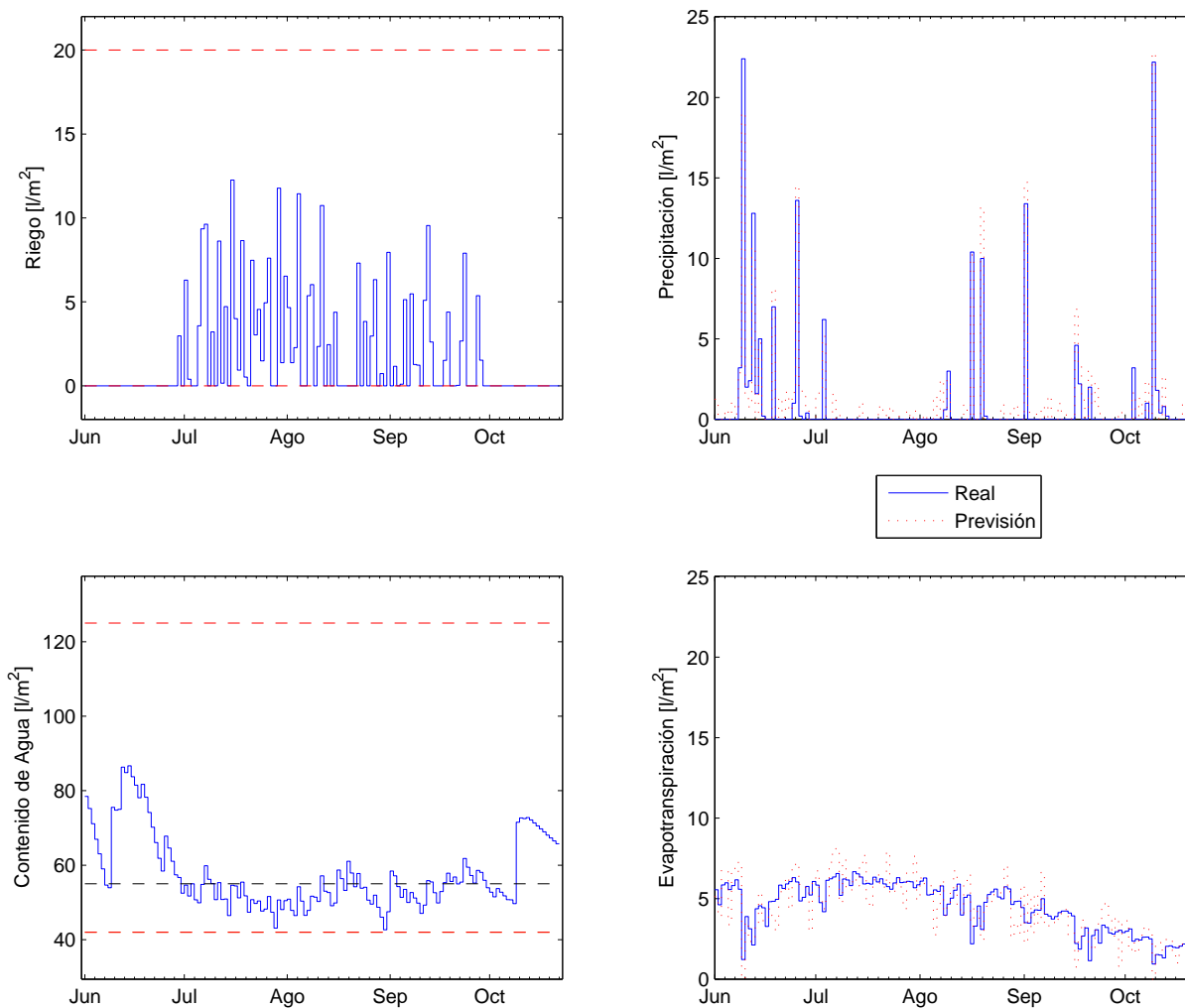


Figura 6.14: Simulación con σ_X aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 6.5.6	259,17	0,34 %

Cuadro 6.13: Resultados con σ_X aumentada.

6.5.7. Comentarios

A la hora de valorar el efecto de las perturbaciones de las variables meteorológicas debe tenerse en cuenta que la variable aleatoria que se emplea no es rigurosamente una distribución normal. Los valores se están filtrando para evitar valores negativos que no tendrían sentido. No obstante, el análisis cualitativo realizado sigue siendo válido.

Si las previsiones de precipitación crecen respecto a los valores reales (añadir a la perturbación una media positiva), se observa con el nivel de agua obtenido con el controlador decrece. Esto se debe a que, como el controlador espera la presencia de precipitaciones, aplica menos riego del necesario. Para corregir esta situación habría que mejorar las previsiones meteorológicas o bien dotar al controlador de capacidad para adaptarse a la perturbación (capítulo 7). Si la media de la perturbación fuese negativa, el efecto sería inverso y se tendería a regar más de lo necesario.

En cuanto a aumentar la varianza de las previsiones de precipitación, lo que ocurre es que la utilidad de la información de dicha previsión se reduce. El comportamiento de la solución es más brusco porque los datos de los que dispone tienen una significación menor. Si el valor de la varianza disminuyese respecto al valor nominal, la previsión se haría más próxima a los registros reales y mejoraría el funcionamiento del controlador.

Si se aumenta el valor medio de la evapotranspiración, el efecto es análogo que con la media de las precipitaciones, aunque la influencia es inversa. En este caso, al prever el controlador que la demanda de agua será mayor que la real, aumenta el riego aplicado. Si en la solución se obtiene un mejor ajuste a la referencia que en el caso nominal, es algo circunstancial. Se debe a que el error que estamos introduciendo neutraliza al error introducido en la medida de la cantidad de agua (con media 2), pero no se trata de una mejoría del controlador.

Respecto a cambiar el valor de la varianza de la evapotranspiración, el resultado también es análogo al caso de las precipitaciones.

Ya se ha comentado el efecto que produce la perturbación de media no nula sobre la medida de la cantidad de agua. Si aumentamos el valor de dicha media obtenemos el resultado mostrado en el apartado 6.5.5. Se observa como el error con respecto a la referencia se hace aun más grande, como era de esperar. En cuanto a la varianza de dicha variable, el efecto es de una mayor dispersión en la medida, lo cual produce una mayor oscilación en la solución obtenida.

El efecto de las perturbaciones no puede ser en general mejorado, ya que representan imperfecciones o falta de información en el modelo. No obstante, es de interés

6. RESULTADOS

conocer cual es la influencia de las mismas sobre el controlador para tratar de mitigar su efecto.

A la luz de los resultados de esta sección, puede verse como el controlador es sensible a las perturbaciones del problema. Si éstas tienen valores razonables, la operación del controlador será satisfactoria. No obstante, al no incluir ninguna consideración sobre las perturbaciones, el sistema está expuesto a efectos que degradan su funcionamiento:

- incumplimiento de los niveles límite fijados.
- error de seguimiento en la referencia (debido principalmente al error introducido en la medida).

Para garantizar una correcta operación será necesario ampliar el modelo para tener en cuenta el efecto de las perturbaciones sobre el sistema (capítulo 7).

Capítulo 7

Modelo de Control Predictivo Robusto

7.1. Justificación

En los resultados del capítulo 6 se ha visto como el control predictivo propuesto presenta un buen funcionamiento en general. Sin embargo, se han identificado dos puntos en lo que una mejora es de especial interés.

Por un lado se desea corregir el error en el seguimiento de la referencia. Para ello, el controlador deberá ser capaz de detectar el sesgo de la perturbación y actuar en consecuencia.

Por otro lado, es deseable garantizar que las limitaciones impuestas no se van a violar a causa de las perturbaciones o las imprecisiones del modelo.

Con el fin de lograr estos objetivos se establece en primer lugar el modelo del problema incluyendo el efecto del vector de perturbaciones δ . Una vez obtenido este modelo, puede reescribirse la función de coste con la nueva información. A continuación se cerrará el planteamiento robusto del problema reformulando la expresión de las restricciones.

Por último, será necesario incluir un estimador de perturbaciones en el modelo. En este capítulo se indica únicamente la expresión de este estimador, dejando su desarrollo para el apéndice A.

El modelo extendido mediante el estimador se esquematiza en el diagrama de bloques de la figura 7.1.

Al igual que en el diagrama 4.1 del capítulo 4, aplican los siguientes comentarios respecto a las variables involucradas:

- En verde se indican los parámetros de sintonía del controlador.

7. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO ROBUSTO

- En naranja están los parámetros de operación del controlador (seleccionables por el usuario).
- En azul aparecen los parámetros internos que caracterizan el modelo.
- Aquellas variables indicadas con el énfasis $\hat{\cdot}$, hacen referencia a variables estimadas por el controlador; mientras que las que carecen de énfasis son variables reales.

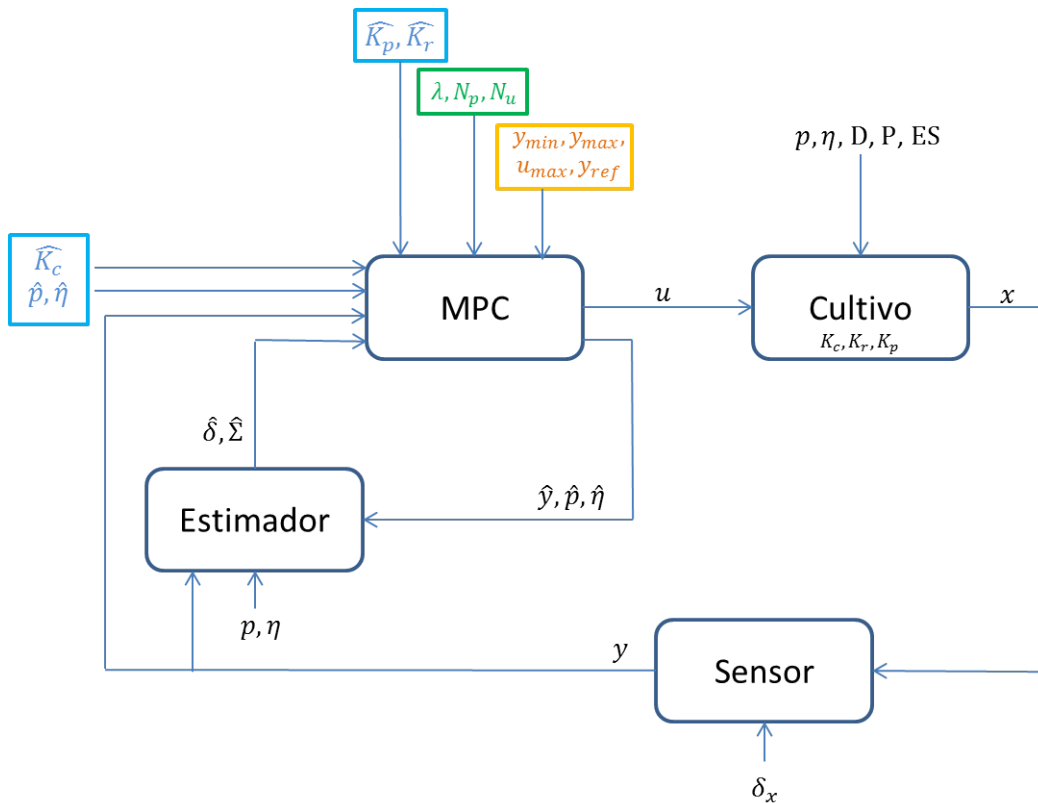


Figura 7.1: Diagrama de bloques con estimador.

En este caso, el controlador proporciona como salidas las estimaciones del estado, precipitación y ET. Estas variables son empleadas por el estimador de perturbaciones.

7.2. Formulación Robusta

7.2.1. Modelo con perturbaciones

El planteamiento de este apartado comienza a partir de la ecuación 4.1. El desarrollo es completamente análogo al efectuado en el capítulo 4, manteniendo ahora el efecto de las perturbaciones.

La predicción del estado en un instante $k+j$ a partir del estado k será la siguiente.

$$\hat{x}(k+j) = x(k) - \sum_k^{k+j-1} \hat{\eta}_i + \sum_k^{k+j-1} \hat{p}_i + \sum_k^{k+j-1} u_i + \sum_k^{k+j-1} h_i = x(k) + \sum_k^{k+j-1} (-\hat{\eta}_i + \hat{p}_i + u_i + h_i)$$

Dicha ecuación debe extenderse para incluir la evolución de las precipitaciones y evapotranspiración.

$$\bar{x}(k+1 | k) = M\bar{x}(k) + Bv(k) + Nu(k) + \delta(k) \quad (7.1)$$

Donde hemos escrito la influencia de las perturbaciones en un vector δ :

$$\delta(k) = \begin{bmatrix} \delta_x(k) \\ \delta_p(k) \\ \delta_\eta(k) \end{bmatrix}$$

$$\bar{x}(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ p(k) \\ \eta(k) \end{bmatrix}; \quad v(k) = \begin{bmatrix} \Delta p(k) \\ \Delta \eta(k) \end{bmatrix}$$

$$M = \begin{bmatrix} 1 & k_p & -k_{sc} \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad N = \begin{bmatrix} k_r \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Aplicando la ecuación 7.1 de forma recursiva se llega a la expresión matricial de la predicción del estado en un instante $k+j$ a partir del estado k .

$$\bar{x}(k+j | k) = M^j \bar{x}(k) + \sum_{i=0}^{j-1} M^{j-i-1} Bv(k+i) + \sum_{i=0}^{j-1} M^{j-i-1} Nu(k+i) + \sum_{i=0}^{j-1} M^{j-i-1} \delta(k+i)$$

Mientras que la expresión para la variable y de la medida del contenido de agua en suelo no va a cambiar:

$$y(k+j | k) = C\bar{x}(k+j | k); \quad C = [1 \ 0 \ 0]$$

Por último, se escribe el problema con la formulación apilada condensando la solución para todo el horizonte de predicción en un vector. Ahora aparecerá un vector δ_s apilado y su matriz de ganancia asociada.

$$y_s = \begin{bmatrix} y(k+1 | k) \\ y(k+2 | k) \\ \vdots \\ y(k+N_p | k) \end{bmatrix}_{[N_p \times 1]}$$

7. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO ROBUSTO

$$y_s = E\bar{x}(k) + Lv_s + Gu_s + G_\delta\delta_s$$

Donde:

$$v_s = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_{N_p} \end{bmatrix}_{[2N_p \times 1]} \quad ; \quad u_s = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_{N_u} \end{bmatrix}_{[N_u \times 1]} \quad ; \quad \delta_s = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_{N_p} \end{bmatrix}_{[3N_p \times 1]}$$

$$E = \begin{bmatrix} CM \\ CM^2 \\ \vdots \\ CM^{N_p} \end{bmatrix}_{[N_p \times 3]} \quad ; \quad L = \begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CMB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CM^{N_p-1}B & CM^{N_p-2}B & \dots & CB \end{bmatrix}_{[N_p \times 2N_p]}$$

$$G = \begin{bmatrix} CN & 0 & \dots & 0 \\ CMN & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CM^{N_p-1}N & CM^{N_p-2}N & \dots & CB \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{[N_p \times N_u]}$$

$$G_\delta = \begin{bmatrix} CI & 0 & \dots & 0 \\ CMI & CI & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CM^{N_p-1}I & CM^{N_p-2}I & \dots & CI \end{bmatrix}_{[N_p \times 3N_p]}$$

Agrupando de nuevo la información contenida en \bar{x} y v_s , se llega a la expresión compacta análoga a la obtenida en el capítulo 4.

$$x_s = \begin{bmatrix} \bar{x} \\ v_s \end{bmatrix}_{[(2N_p+3) \times 1]}$$

$$F = [E \ L]_{[N_p \times (2N_p+3)]}$$

$$y_s = Fx_s + Gu_s + G_\delta\delta_s \quad (7.2)$$

7.2.2. Función de coste

La función de coste que se planteó originalmente (ecuación 4.6) es la siguiente:

$$J = (\omega_s - y_s)^T Q (\omega_s - y_s) + u_s^T \Lambda u_s$$

$$Q = qI_{N_p}; \quad \Lambda = \lambda I_{N_u}$$

Dicha ecuación debía ser reescrita de forma práctica sustituyendo en ella la ecuación del modelo matricial, ecuación 7.2 en este caso.

$$\begin{aligned} J &= (\omega_s - Fx_s - Gu_s - G_\delta\delta_s)^T Q (\omega_s - Fx_s - Gu_s - G_\delta\delta_s) + u_s^T \Lambda u_s = \\ &= u_s^T (G^T QG + \Lambda) u_s - 2(\omega_s - Fx_s - G_\delta\delta_s)^T QGu_s + (\omega_s - Fx_s - G_\delta\delta_s)^T Q (\omega_s - Fx_s - G_\delta\delta_s) \end{aligned}$$

Reteniendo los términos no constantes se llega a la expresión desarrollada de la función de coste.

$$J = u_s^T (G^T QG + \Lambda) u_s - 2(\omega_s - Fx_s - G_\delta\delta_s)^T QGu_s \quad (7.3)$$

Por comparación con la expresión 4.7, puede observarse que la única diferencia está en el término lineal, donde ahora aparece adicionalmente el término $-G_\delta\delta_s$.

La expresión 7.3 es análoga a la que se puede encontrar en [26] para corregir el error de seguimiento en un controlador predictivo. En la citada referencia se propone restar a la consigna el error de la salida. Este error lo definen como la diferencia entre la salida y la predicción que se hizo de la misma: $d = y(k) - \hat{y}(k | k-1)$. Sin embargo, en la formulación aquí propuesta, se empleará dicho error para estimar el valor medio de la distribución de probabilidad. Una vez conocido dicho valor medio, será éste el que se emplee en la ecuación 7.3 para computar la función de coste.

La estimación solo permite conocer el valor medio de δ_s en el instante primero. Para computar en 7.3 todo el vector δ_s se supondrá igual en todos los instantes de tiempo.

Los parámetros de entrada para la función *quadprog* de *Matlab* serán ahora los siguientes:

$$H = 2(G^T QG + \Lambda); \quad f = -2(\omega_s - Fx_s - G_\delta\bar{\delta}_s)^T QG$$

7.2.3. Restricciones

Las restricciones que no eran aplicables directamente eran aquellas relativas al contenido de agua en suelo.

$$y_{min} \leq y_i \leq y_{max}$$

7. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO ROBUSTO

$$Iy_s \leq y_{max}$$

$$Iy_s \geq y_{min}$$

Para incluirlas en la formulación del modelo, debían expresarse en función de la señal de control u_s . Siguiendo el planteamiento del capítulo 4, habrá que introducir la ecuación 7.2 en la expresión de las restricciones.

$$Iy_s \leq y_{max} \longrightarrow Fx_s + Gu_s + G_\delta\delta_s \leq y_{max}$$

$$Iy_s \geq y_{min} \longrightarrow -Iy_s \leq -y_{min} \longrightarrow -Fx_s - Gu_s - G_\delta\delta_s \leq -y_{min}$$

Obteniendo:

$$Gu_s \leq y_{max} - Fx_s - G_\delta\delta_s \tag{7.4}$$

$$-Gu_s \leq -y_{min} + Fx_s + G_\delta\delta_s \tag{7.5}$$

Que tal y como se vio en el capítulo 4, puede expresarse toda la información en una matriz A y un vector b .

Para emplear las expresiones obtenidas, es necesario disponer del valor de δ_s . Si, tal y como se hizo en el apartado 7.2.2, se introduce la media de las perturbaciones, no existe garantía de que las restricciones se vayan a satisfacer de forma robusta porque existe una dispersión dada por la desviación típica. Por tanto, será necesario adoptar un enfoque distinto.

Disponemos de una distribución normal de dimensión 3 que modela las perturbaciones de las variables y , p , y η . Supongamos que disponemos de una cota máxima (δ_{max}) y una cota mínima (δ_{min}) al valor que dichas perturbaciones pueden tomar. Estas cotas pueden obtenerse con el estimador de perturbaciones que se encuentra en el apéndice A. En ese caso, podremos acotar el efecto de las perturbaciones en las expresiones 7.4 y 7.5 considerando el peor escenario posible.

$$Gu_s \leq y_{max} - Fx_s + b_\delta \tag{7.6}$$

$$-Gu_s \leq -y_{min} + Fx_s - b_\delta \tag{7.7}$$

Donde b_δ representa la cota del escenario más desfavorable en cada caso.

Para obtener el valor de b_δ en el caso de la ecuación 7.6, debería resolverse el siguiente problema de optimización lineal para cada restricción de este tipo:

$$\begin{aligned} \text{mín} \quad & b_{\delta_j} = -G_{\delta_{j_i}} \delta_{s_i} \\ \text{s.a.} \quad & \delta_{min} \leq \delta_{s_i} \leq \delta_{max} \end{aligned}$$

Sin embargo, al tratarse de una función de coste lineal, con restricciones lineales, existe solución analítica al problema.

$$\delta_{s_i}^* = \begin{cases} \delta_{max} & \text{si } G_{\delta_{j_i}} \geq 0 \\ \delta_{min} & \text{si } G_{\delta_{j_i}} < 0 \end{cases} \quad (7.8)$$

De forma análoga para la ecuación 7.7, el problema a resolver sería el siguiente.

$$\begin{aligned} \text{máx} \quad & b_{\delta_j} = -G_{\delta_{j_i}} \delta_{s_i} \\ \text{s.a.} \quad & \delta_{min} \leq \delta_{s_i} \leq \delta_{max} \end{aligned}$$

Que también tiene solución analítica.

$$\delta_{s_i}^* = \begin{cases} \delta_{max} & \text{si } G_{\delta_{j_i}} < 0 \\ \delta_{min} & \text{si } G_{\delta_{j_i}} \geq 0 \end{cases} \quad (7.9)$$

Para computar las cotas b_δ de las ecuaciones 7.6 y 7.7, bastará con introducir las soluciones 7.8 y 7.9 en la expresión de las cotas.

$$b_{\delta_j} = -G_{\delta_{j_i}} \delta_{s_i}^*$$

7.2.4. Parámetros del estimador

Para configurar el estimador de perturbaciones, es necesario fijar el valor de dos parámetros.

- intervalo de confianza, $\alpha_{est} = 3$.
- constante de olvido, $\lambda_{est} = 0,12$.

Las cotas de las perturbación serán las siguientes:

$$\begin{aligned} \delta_{j_{min}} &= \hat{\delta}_j - \alpha_{est} \sqrt{\hat{\Sigma}_{jj}} \\ \delta_{j_{max}} &= \hat{\delta}_j + \alpha_{est} \sqrt{\hat{\Sigma}_{jj}} \end{aligned}$$

7. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO ROBUSTO

7.3. Conclusiones

7.3.1. Resultados

7.3.1.1. Rango inferior estrecho

$$y_{max} = 125 \text{ mm}$$

$$y_{min} = 52 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

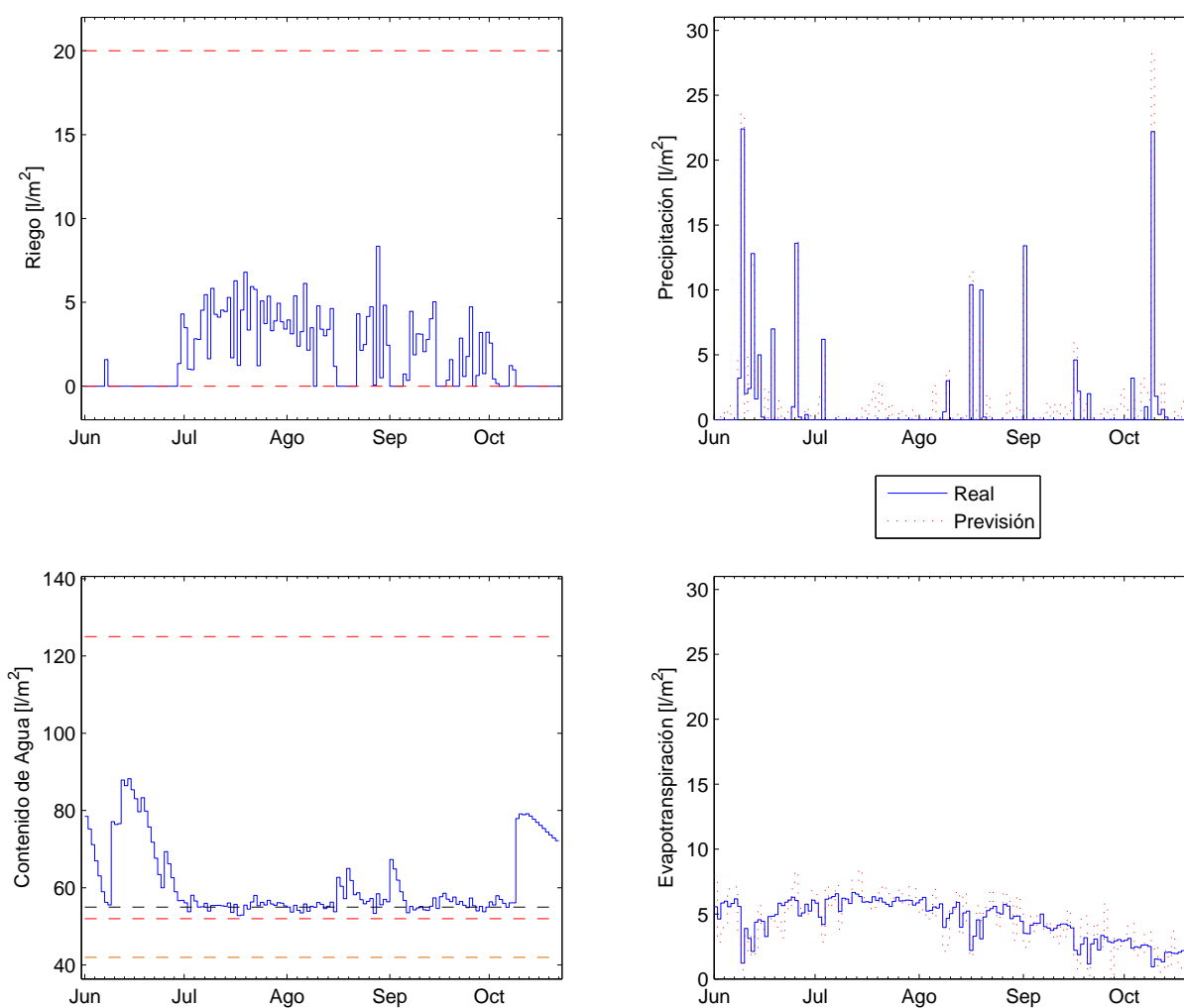


Figura 7.2: Solución robusta, rango inferior estrecho.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 7.3.1.1	265,56	2,73 %

Cuadro 7.1: Resultados robustos, rango inferior estrecho.

7.3.1.2. Rango superior estrecho

$$y_{max} = 58 \text{ mm}$$

$$y_{min} = 32 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

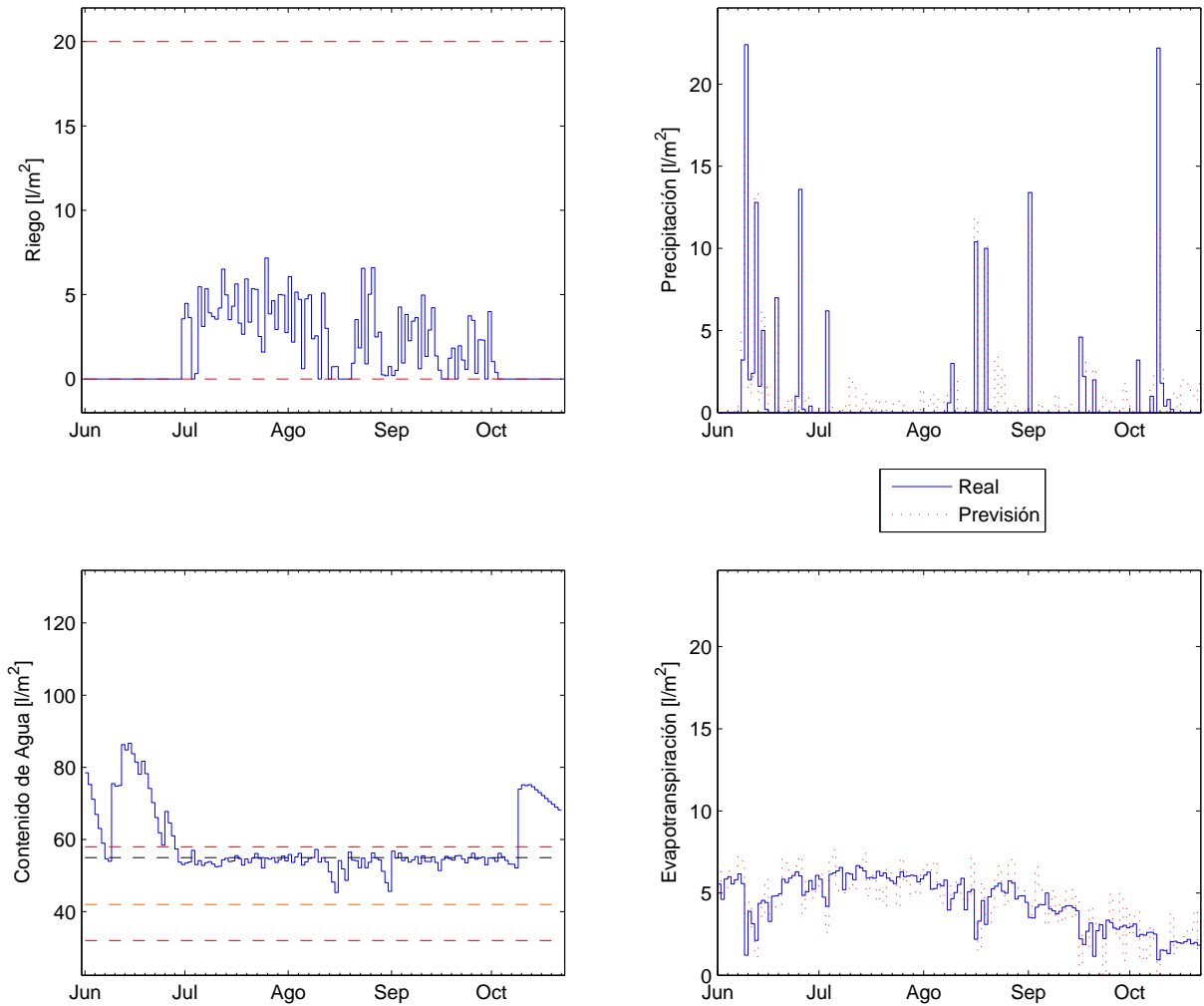


Figura 7.3: Solución robusta, rango superior estrecho.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 7.3.1.2	261,62	1,27%

Cuadro 7.2: Resultados robustos, rango superior estrecho.

7. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO ROBUSTO

7.3.1.3. Rango estrecho

$$y_{max} = 58 \text{ mm}$$

$$y_{min} = 52 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

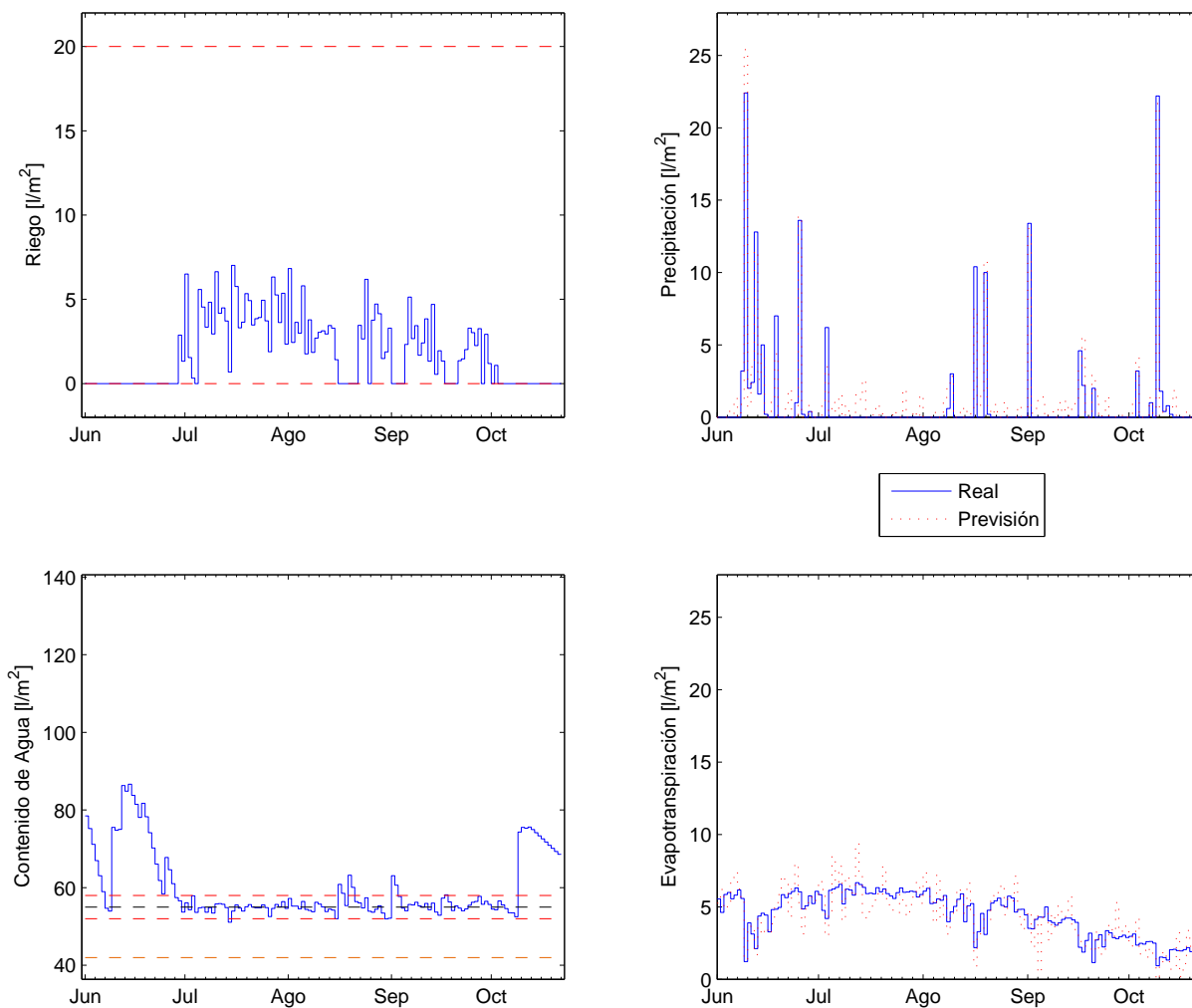


Figura 7.4: Solución robusta, rango estrecho.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 7.3.1.3	261,98	1,40 %

Cuadro 7.3: Resultados robustos, rango estrecho.

7.3.1.4. Media de las precipitaciones

$$y_{max} = 125 \text{ mm}$$

$$y_{min} = 42 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

$$\mu_P = 4$$

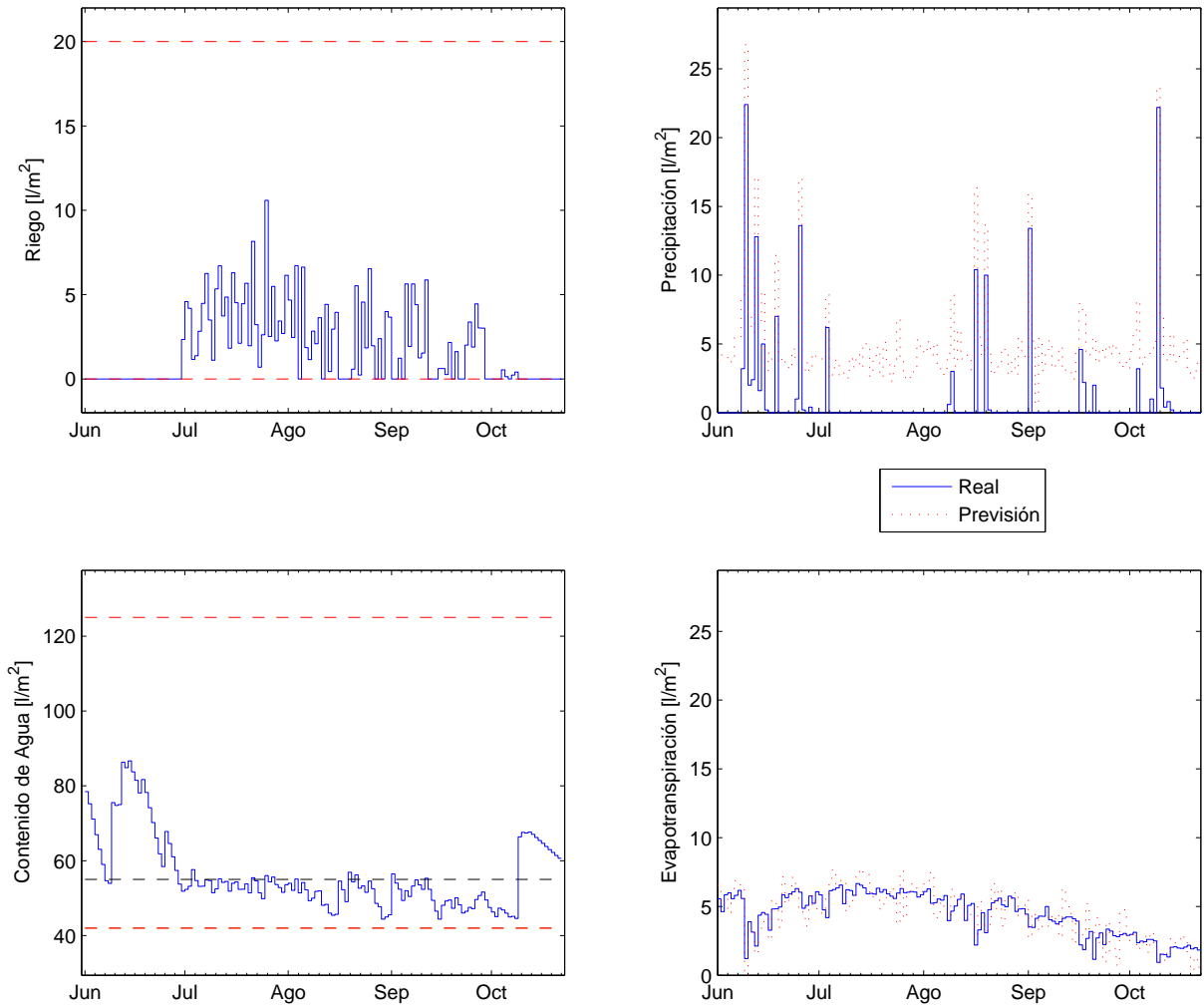


Figura 7.5: Solución robusta con μ_P aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 7.3.1.4	254,05	-1,67%

Cuadro 7.4: Resultados robustos con μ_P aumentada.

7. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO ROBUSTO

7.3.1.5. Varianza de las precipitaciones

$$y_{max} = 125 \text{ mm}$$

$$y_{min} = 42 \text{ mm}$$

$$y_{ref} = 55 \text{ mm}$$

$$\sigma_P = 5 + 0,1p$$

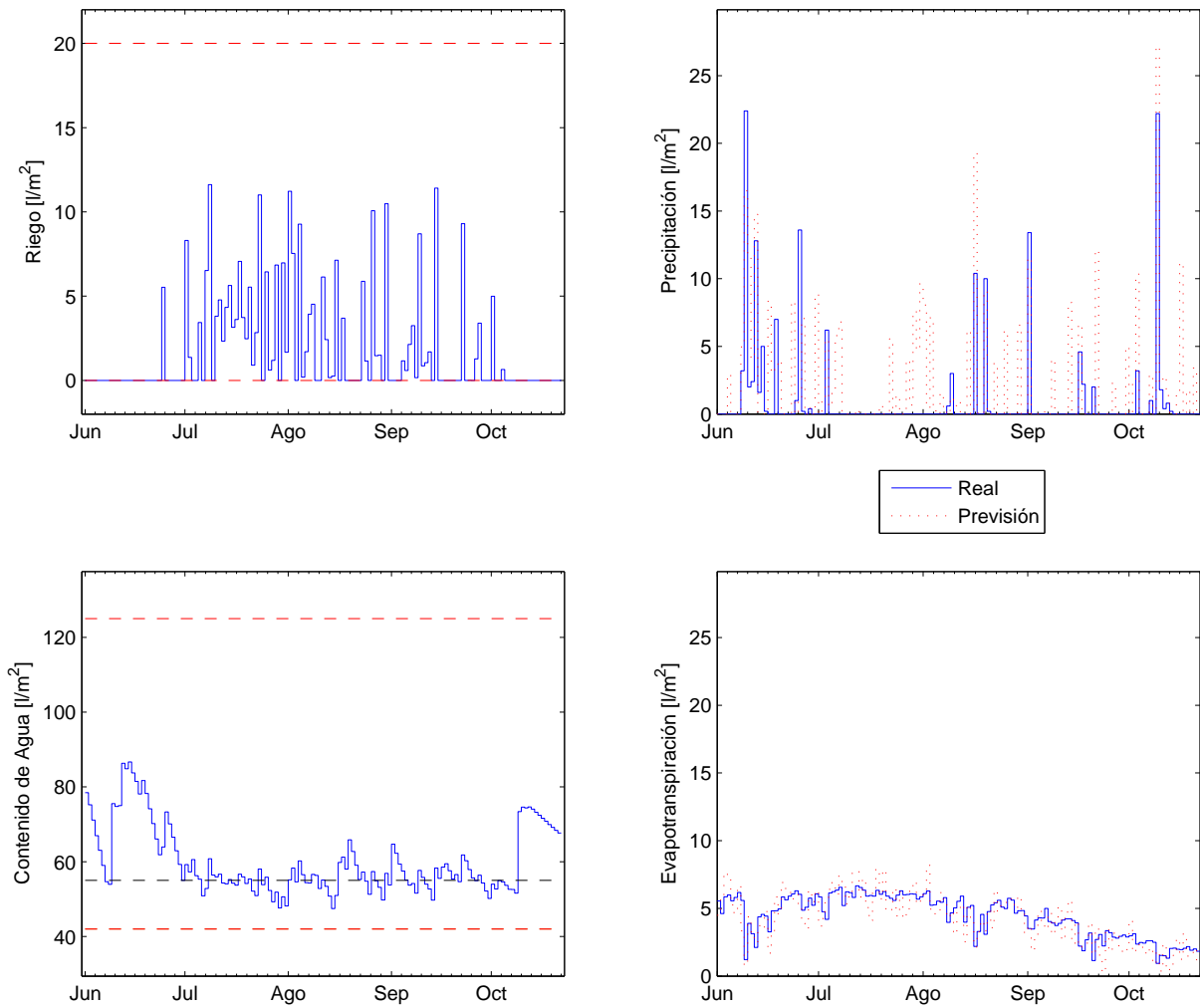


Figura 7.6: Solución robusta con σ_P aumentada.

	Consumo (mm)	Consumo relativo
Predictivo nominal	258,30	—
Apartado 7.3.1.5	261,05	1,05 %

Cuadro 7.5: Resultados robustos con σ_P aumentada.

7.3.2. Comentarios

En el primer caso estudiado ya se observa qué efectos ha tenido el enfoque robusto sobre el controlador. En primer lugar, el error de seguimiento ha desaparecido, ajustándose muy bien ahora la salida a la referencia. Por otro lado, pese a que el margen inferior es muy pequeño, se observa como la solución obtenida lo cumple sin problema.

En el caso de tener un margen superior pequeño, las conclusiones son muy similares. En este caso, el controlador robusto debe evitar principalmente que suba el nivel de agua. Dado que el sistema no tiene capacidad para reducir activamente la cantidad de agua, la respuesta del controlador es dejar de regar los días previos a unas precipitaciones fuertes. Gracias a la estimación de las perturbaciones el controlador es capaz de limitar el riego correctamente para que, cuando lleguen las precipitaciones, no se supere la limitación fijada.

Si se fuerza al controlador a trabajar en una banda estrecha, de nuevo se acoplan las dificultades para cumplir ambas restricciones. En este caso, el controlador se encuentra con que es imposible cumplir las dos restricciones a la vez. La respuesta que se obtiene es la de limitar el riego antes de las precipitaciones, haciendo que el nivel de agua se ajuste lo más posible al límite inferior. Esto maximiza las probabilidades de que cuando llueva no se supere tampoco el umbral superior. Sin embargo, con los datos disponibles, las lluvias son demasiado abundantes y el límite superior se incumple, aunque con la menor amplitud posible (sujeto a que no se incumpla el límite inferior). Puede decirse que el comportamiento del controlador es satisfactorio y deseable.

En el caso de aumentar la media de las precipitaciones, se observa como el controlador no incumple las restricciones, debido principalmente a que el error en seguimiento se ha corregido.

Si el aumento es de la varianza de las precipitaciones, también se verifican correctamente las restricciones. En este caso la importancia no está solo en que no haya error de seguimiento, sino en la formulación robusta de las restricciones. Esta formulación permite al controlador tener en cuenta la amplia variabilidad de las precipitaciones para garantizar el cumplimiento de las restricciones.

Por último, se aprecia en general un ligero aumento del consumo en los casos estudiados. Esto se debe principalmente a que el nivel de agua es ahora ligeramente superior al corregirse el error de seguimiento.

7. MODELO DE CONTROL PREDICTIVO ROBUSTO

Capítulo 8

Conclusiones y Trabajo Futuro

8.1. Conclusiones

Recapitulación

A lo largo del proyecto se ha planteado un modelo para determinar las necesidades de riego de un cultivo. Este modelo se engloba dentro del concepto de agricultura de precisión y emplea conceptos contrastados y herramientas que han sido fruto de numerosas investigaciones a lo largo de los años.

A partir de dicho modelo se ha implementado una solución basada en el control predictivo que permite obtener una solución que se ajusta a las condiciones deseadas. Para evaluar el funcionamiento del controlador se ha seleccionado un conjunto de casos de prueba representativo. En dicho conjunto hay simulaciones de casos reales (tanto de terreno, cultivo, meteorología, como de condiciones de operación) y otros casos que ponen a prueba situaciones límite para el controlador.

En los resultados se ha observado que el comportamiento del controlador cumplía bastante bien con los objetivos. En particular, el enfoque predictivo permite al controlador adelantarse a los acontecimientos teniendo en cuenta las previsiones meteorológicas. No obstante, se podía apreciar un interesante margen de mejora que es abordado con el enfoque robusto del controlador. Una vez implementada esta solución, el comportamiento mejora notablemente en todas las condiciones de operación.

A la vista de los resultados puede decirse que se han cumplido los dos objetivos del enfoque robusto:

- corregir error de seguimiento.
- proteger el cumplimiento de las restricciones.

8. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Se produce por tanto una mejoría en el funcionamiento del controlador ya que éste responde mejor a unas condiciones de trabajo exigentes y a los errores en las medidas o el modelo.

Impacto

Los beneficios que puede aportar un sistema de control predictivo al riego de cultivos en exteriores son diversos.

En primer lugar, permite regular el nivel de agua deseado, evitando que este fluctúe entre valores donde se desperdicia agua por saturación y valores en los que la planta puede sufrir daño por escasez. Además, debido al comportamiento predictivo, la señal de control tendrá en cuenta la evolución previsible del sistema. Esto permite al controlador cumplir con las condiciones de operación sin que el rendimiento se vea afectado por un cúmulo de precipitaciones o una mayor demanda por un incremento de radiación.

Por otro lado, implementar una solución de este tipo, hará que las instalaciones de riego estén permanentemente monitorizadas. Esta supervisión supone una ventaja, ya que el estado del cultivo estaría permanentemente vigilado y se podría actuar ante imprevistos o situaciones de operación indeseables (como la rotura de una vía de riego, irrigación insuficiente en alguna zona del terreno, diferentes necesidades de cada planta en función de su localización...).

Otro aspecto donde el controlador propuesto puede realizar un aporte, es sobre el consumo de agua. La estrategia 1, que trata de reponer toda la capacidad de campo cuando se acerca la zona de estrés hídrico, puede ser tomada como una referencia práctica de agricultura de precisión. Con respecto a dicho caso, el controlador predictivo consigue unos ahorros de agua de entre el 20 % y el 28 %. Si el ahorro se comparase con prácticas de riego que no empleasen técnicas de precisión, el ahorro sería aun mayor, de hasta el 70 % [30].

Este ahorro tiene un impacto directo y otro indirecto sobre la economía del agricultor. De forma directa, un ahorro de agua implica un ahorro económico debido al coste de ésta. Sin embargo, el coste por litro de agua es relativamente bajo, por lo que el ahorro económico no tendría un valor diferencial. Sin embargo, un menor consumo de agua sí podría reportarle al agricultor una gran mejora económica. La disponibilidad de agua de riego es asignada mediante dotaciones, por lo que la cantidad de agua disponible por cada agricultor es limitada (aunque el precio final por litro sea bajo). Esto hace que la cantidad de cultivos que puede regar un agricultor esté limitada por la dotación que recibe. Si necesita una fracción menor de su dotación (entre un 20 %

y un 70 % menor), podrá destinar el agua ahorrada para irrigar en más cultivos en los cuales antes no disponía de recursos hídricos suficientes. A través de la explotación de estos cultivos, el agricultor puede experimentar un impacto económico importante.

Por otro lado, la precisión en el seguimiento de la consigna puede aprovecharse para que un cultivo se encuentre de forma continuada en una situación de estrés hídrico controlado. Este punto es de interés debido a que hay cultivos que pueden aumentar su producción o calidad trabajando con estos niveles de agua. También el crecimiento de las raíces de la planta se puede ver afectado por el estrés hídrico. Una planta que tenga cierto estrés hídrico en su fase de crecimiento, tenderá a crecer con raíces más profundas; lo cual se traducirá en una mayor disponibilidad hídrica en el futuro. En cualquier caso, la decisión de operar en la zona de estrés hídrico es una cuestión agrónoma compleja, que debe ser tomada en base al conocimiento y experiencia del agricultor. Al controlador propuesto en este proyecto le corresponde simplemente la tarea de llevar a la realidad las decisiones de riego.

Por último, dentro de la complejidad del modelo propuesto, el controlador puede ser configurado a partir de pocos parámetros muy relacionados con la operación agrónoma. Desde este punto de vista, un usuario podría aprovechar todas las prestaciones del control predictivo sin más que fijar los límites de operación y la señal de referencia. Estos parámetros condensan todo el conocimiento agrónomo que necesita el controlador y permiten aprovechar la experiencia de riego del propio usuario.

8.2. Líneas de trabajo futuras

Se pueden identificar diversas líneas de mejora en función de si hacen referencia a la operación del controlador o a mejoras de su modelo interno.

Mejoras de operación

- Desde un punto de vista práctico, el proceso de adquisición y procesado de datos es un proceso incómodo y lento de realizar manualmente. Por ello resultaría interesante automatizar la adquisición de datos, tanto de los registros como de las previsiones meteorológicas, medidas sobre el terreno, etc.
- De cara a la aplicación práctica, el aspecto más relevante a implementar sería un tratamiento del cultivo dividiéndolo en parcelas. Las necesidades y disponibilidad de agua pueden ser distintas en general entre parcelas. En este sentido, habría que considerar parcelas desde el punto de vista de sensado y desde el

8. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

punto de vista de la actuación. Evidentemente, la realización práctica de dicha división depende de la instalación que exista en el terreno de sensores y actuadores.

- Los modelos descritos de cálculo de evapotranspiración se emplean en las estaciones meteorológicas para su cálculo. Este proyecto se ha llevado a cabo tomando dichos valores como dato de entrada. Sin embargo, debido a que hay expresiones sencillas para la evapotranspiración, puede ser de interés realizar el cálculo sobre las mediciones del terreno (principalmente temperatura y radiación). Esta obtención alternativa de la evapotranspiración puede emplearse para filtrar y corregir los datos externos, mejorando las estimaciones disponibles.

Mejoras del modelo

- El modelo de perturbaciones podría ir aumentando la varianza de las perturbaciones conforme la previsión se aleje del día presente. De este modo tendrán más significación las previsiones más inmediatas frente a aquellas que sean a varios días vista.
- La determinación de la constante de estrés hídrico se hace a través de la medición de contenido de agua en suelo. Una mejora interesante puede ser calcular el valor de K_s basándose en el potencial hídrico, que es una magnitud más representativa de la dificultad que supone para la planta extraer el agua del terreno.
- La función de coste empleada es de tipo cuadrática. Una función de coste lineal permitiría emplear algoritmos de optimización más eficientes y sencillos. La función de coste tendría una forma del tipo $J = c_1^T u + c_2^T |\omega - y|$. Donde se ha cambiado la dependencia cuadrática por un valor absoluto. Sin embargo, se puede tratar con dicho valor absoluto y convertir la función de coste en lineal [26].

Nomenclatura

ΔFS	Flujo de agua horizontal
ΔSW	Variación del contenido de agua en el suelo
AFA	Agua fácilmente aprovechable
AFD	Agua fácilmente disponible
AU	Agua útil
C	Ascensión por capilaridad
D	Percolación profunda
ES	Escurrimiento superficial
ET	Evapotranspiración
ET_0	Evapotranspiración de referencia
ET_{caj}	Evapotranspiración del cultivo ajustada
ET_c	Evapotranspiración del cultivo
FC	Capacidad de campo
G	Flujo de calor del suelo
H	Calor sensible
K_{cb}	Coefficiente basal de cultivo
K_c	Coefficiente de cultivo
K_e	Coefficiente de evaporación
K_s	Coefficiente de estrés hídrico

8. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

LAI Índice de área foliar (Leaf Area Index)

MPC Model Predictive Control

NDVI Índice de vegetación de diferencia normalizada

P Precipitaciones

PC Personal Computer

PLC Programmable Logic Controller

R Riego

RS Rain Sensor

SCADA Supervisory Control And Data Acquisition

SIAR Servicio de Asesoramiento Integral al Regante

SMS Soil Moisture Sensors

SWC Soil Water Characteristics

T Temperatura

WP Punto de marchitez

WSN Wireless Sensor Network

Apéndice A

Estimador de Perturbaciones

A.1. Definiciones

En el problema existen tres variables de perturbación.

$$\delta(k) = \begin{bmatrix} \delta_x(k) \\ \delta_p(k) \\ \delta_\eta(k) \end{bmatrix}$$

En cada paso puede calcularse el valor de cada una de ellas restando el valor medido de la predicción.

$$\delta_x(k) = y(k) - \hat{y}(k | k-1)$$

$$\delta_p(k) = p(k) - \hat{p}(k | k-1)$$

$$\delta_\eta(k) = \eta(k) - \hat{\eta}(k | k-1)$$

Por tanto, se considera una distribución normal de orden 3, cuyas media y matriz de covarianzas pueden estimarse de la siguiente forma:

$$\hat{\delta}(k) = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} p(i) \delta(i)}{\sum_{i=0}^{k-1} p(i)}$$

$$\hat{\Sigma}(k) = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} p(i) \left(\delta(i) - \hat{\delta}(i) \right) \left(\delta(i) - \hat{\delta}(i) \right)^T}{\sum_{i=0}^{k-1} p(i)}$$

Donde la función $p(i)$ es un peso que permite asignar una significación distinta a unas medidas frente a otras. Si se toma $p(i) = 1$, las expresiones anteriores se reducen a la expresiones de la media y varianza.

A.2. Formulaci3n recursiva

Para evitar tener que almacenar y computar en cada paso todo el registro de medidas, es de inter3s expresar las estimaciones de la distribuci3n estadística de forma recursiva.

$$\hat{\delta}(k+1) = \frac{\sum_{i=0}^k p(i) \delta(i)}{\sum_{i=0}^k p(i)} = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} p(i) \delta(i) + p(k) \delta(k)}{\sum_{i=0}^k p(i)} = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} p(i)}{\sum_{i=0}^k p(i)} \hat{\delta}(k) + \frac{p(k)}{\sum_{i=0}^k p(i)} \delta(k)$$

$$\hat{\delta}(k+1) = \alpha \hat{\delta}(k) + \beta \delta(k) \quad (\text{A.1})$$

Donde:

$$\beta = \frac{p(k)}{\sum_{i=0}^k p(i)}$$

$$\alpha + \beta = 1$$

Se puede proceder de forma an3loga con la matriz de covarianzas.

$$\hat{\Sigma}(k+1) = \alpha \hat{\Sigma}(k) + \beta \left(\delta(k) - \hat{\delta}(k) \right) \left(\delta(k) - \hat{\delta}(k) \right)^T \quad (\text{A.2})$$

Si se dispone de una expresi3n para β , con estas expresiones puede calcularse la nueva estima de los par3metros de la distribuci3n a partir de la estima anterior y de la 3ltima medida del error.

A.3. Particularizaci3n para la funci3n de peso

Un estimador que tomase $p(i) = 1$ iría computando la media y covarianza conforme fuese disponiendo de medidas. Esta asignaci3n implica que las nuevas medidas tienen progresivamente un peso relativo menor frente a las medidas antiguas. Si las perturbaciones fuesen estacionarias el funcionamiento podría ser correcto. Sin embargo, dicha hip3tesis no tiene porque cumplirse siempre. Por tanto, tiene sentido que las medidas m3s antiguas vayan perdiendo su valor frente a los nuevos registros de los datos.

Para ello se propone la siguiente funci3n de peso:

$$p(i) = e^{-\lambda_{est}(k-i)}$$

Es decir, cuanto m3s alejada est3 la medida i del instante actual k menor peso va a tener en el c3mputo del estimador. El par3metro λ_{est} debe ajustarse para que el comportamiento del estimador sea el deseado. En lo sucesivo se emplear3 como notaci3n λ por simplicidad.

A.3 Particularización para la función de peso

Para computar las estimaciones de los parámetros de la distribución conviene particularizar la formulación recursiva del apartado A.2 a la función de peso elegida.

$$\hat{\delta}(k) = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} e^{-\lambda(k-i)} \delta(i)}{\sum_{i=0}^{k-1} e^{-\lambda(k-i)}} = \frac{\sum_{i=0}^{k-2} e^{-\lambda(k-i)} \delta(i) + e^{-\lambda} \delta(k-1)}{\sum_{i=0}^{k-1} e^{-\lambda(k-i)}}$$

Teniendo en cuenta que:

$$\begin{aligned} \hat{\delta}(k-1) &= \frac{\sum_{i=0}^{k-2} e^{-\lambda(k-1-i)} \delta(i)}{\sum_{i=0}^{k-2} e^{-\lambda(k-1-i)}} \\ \gamma_k &= \sum_{i=0}^{k-1} e^{-\lambda(k-i)} \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

Puede reescribirse la estima de la media como:

$$\hat{\delta}(k) = \frac{e^{-\lambda}}{\gamma_k} \left[\gamma_{k-1} \hat{\delta}(k-1) + \delta(k-1) \right] \quad (\text{A.4})$$

Se puede proceder de forma análoga con la covarianza para llegar a su expresión recursiva.

$$\hat{\Sigma}(k) = \frac{e^{-\lambda}}{\gamma_k} \left[\gamma_{k-1} \hat{\Sigma}(k-1) + \left(\delta(k-1) - \hat{\delta}(k-1) \right) \left(\delta(k-1) - \hat{\delta}(k-1) \right)^T \right] \quad (\text{A.5})$$

Para cerrar el planteamiento es necesario obtener una expresión recursiva de γ_k . Para ello se puede proceder de forma análoga a las otras variables, partiendo de la ecuación A.3.

$$\begin{aligned} \gamma_k &= \sum_{i=0}^{k-1} e^{-\lambda(k-i)} = \sum_{i=0}^{k-2} e^{-\lambda(k-i)} + e^{-\lambda} = \sum_{i=0}^{k-2} e^{-\lambda(k+1-1-i)} + e^{-\lambda} = e^{-\lambda} \left(\sum_{i=0}^{k-2} e^{-\lambda(k-1-i)} + 1 \right) \\ \gamma_k &= e^{-\lambda} (1 + \gamma_{k-1}) \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

Por comparación de las expresiones A.4 y A.5 con las A.1 y A.2, puede inferirse que:

$$\beta = \frac{1}{1 + \gamma_{k-1}} \quad (\text{A.7})$$

Por tanto, el funcionamiento del estimador en cada paso puede esquematizarse de la siguiente forma:

1. Calcular el valor de β para el paso actual mediante la expresión A.7.
2. Computar la media y covarianza empleando A.1 y A.2.

A. ESTIMADOR DE PERTURBACIONES

3. Calcular el nuevo valor de γ mediante A.6.

Por último, el estimador debe proporcionar una cota superior e inferior para las variables de perturbación. Para ello puede hacerse uso del intervalo de confianza para la distribución normal. Para cada una de las variables, se tiene que:

$$\delta_{j_{min}} = \hat{\delta}_j - \alpha_{est} \sqrt{\hat{\Sigma}_{jj}}$$

$$\delta_{j_{max}} = \hat{\delta}_j + \alpha_{est} \sqrt{\hat{\Sigma}_{jj}}$$

Donde el parámetro α_{est} debe ser ajustado.

A.4. Ajuste del estimador

El ajuste del parámetro α_{est} puede hacerse a partir de las propiedades de la distribución normal. El intervalo de confianza para una distribución normal con $\alpha_{est} = 3$ garantiza que $\delta_j \in [\delta_{min_j}, \delta_{max_j}]$ con una probabilidad del 99,7%. Dado lo alto de este valor, se considerará apropiado un valor de $\alpha_{est} = 3$.

En cuanto al parámetro λ_{est} , para seleccionar un valor apropiado será necesario definir algún criterio de calidad para el estimador. Se definen los siguientes criterios:

1. Error relativo en la estimación de media y desviación típica.
2. Probabilidad de que los valores aleatorios salgan del intervalo de confianza estimado mediante el estimador.

De acuerdo con el primer criterio, habría que buscar el ajuste que produzca valores del error relativo más cercanos a cero. Para evaluar el funcionamiento del estimador en función de λ_{est} se ha tratado de estimar la media y desviación típica de dos variables aleatorias y computado su error en función del parámetro.

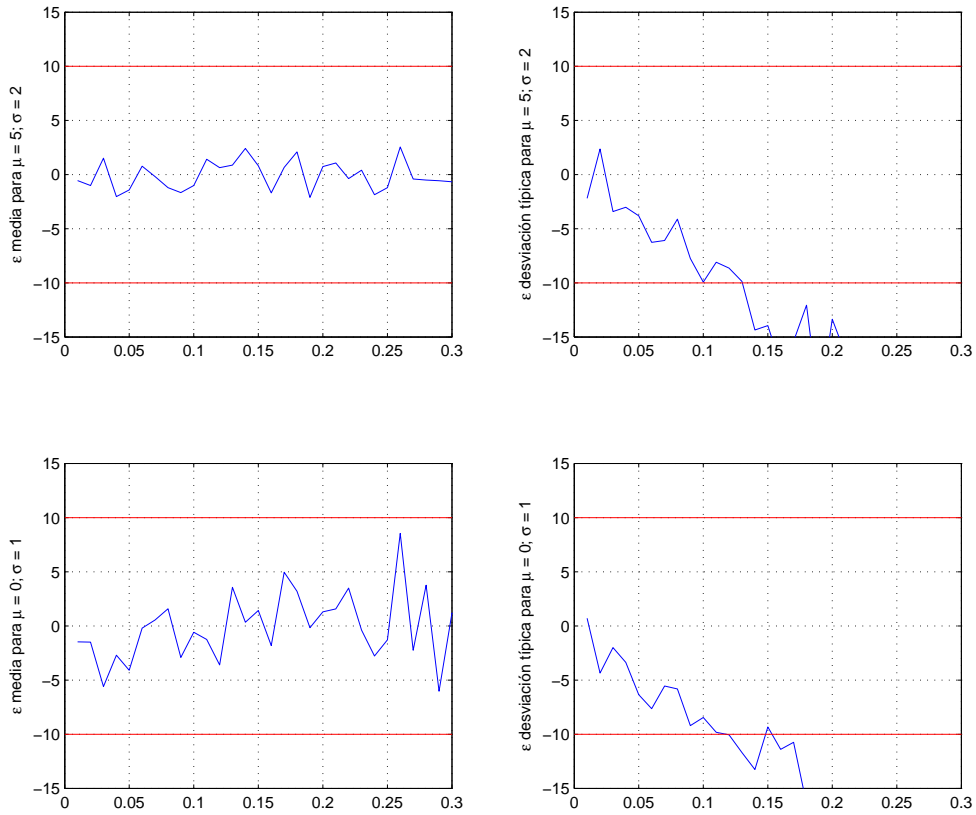


Figura A.1: Error relativo del estimador.

Se ha fijado un margen límite de un error de $\pm 10\%$ el valor real de la distribución normal en cada caso. Como se observa en la figura A.1, los errores relativos están dentro del margen fijado hasta valores de λ_{est} ligeramente superiores a 0,1.

Por otro lado, se desea comprobar cuantos valores quedarán fuera del intervalo de confianza definido por las estimaciones de media y desviación típica del estimador. Para ello se han lanzado 100 simulaciones de 1000 muestras cada una y representado el número de cortes de la cota superior e inferior. En la figura A.2 se muestran en azul los resultados obtenidos con el estimador y en rojo los cortes que se obtendrían con el intervalo de confianza teórico, basado en los valores reales de la distribución normal.

A. ESTIMADOR DE PERTURBACIONES

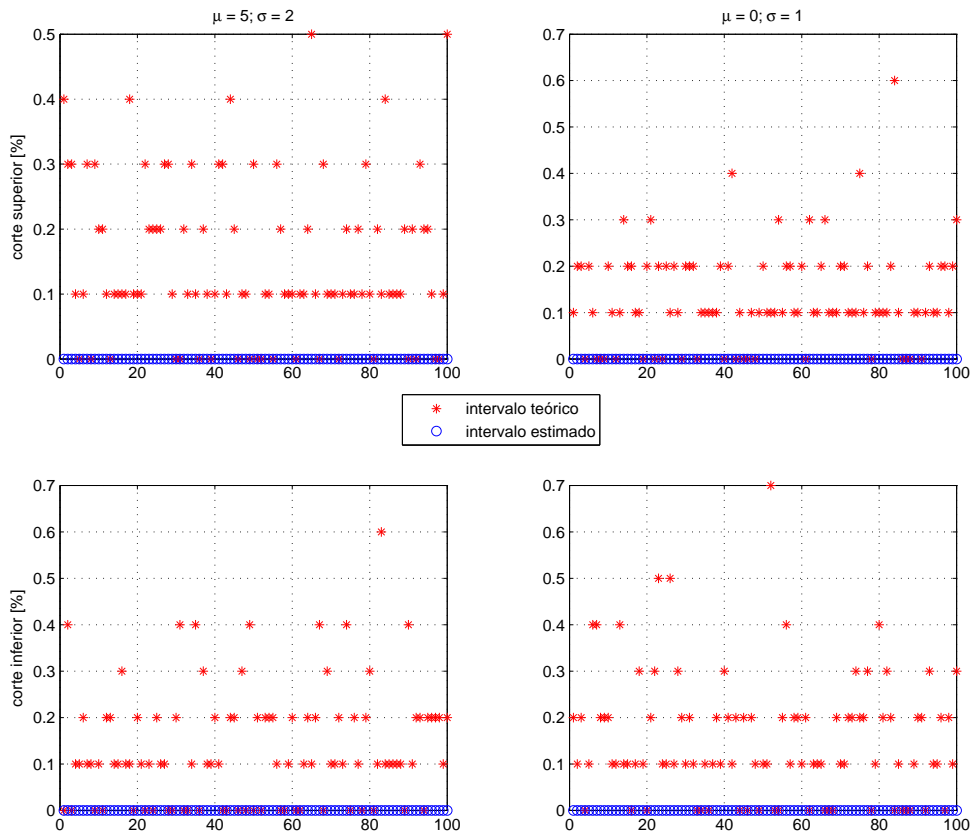


Figura A.2: Robustez del intervalo de confianza.

Se observa como en la figura A.2 la solución del estimador no presenta ningún valor fuera del intervalo de confianza estimado. Si se computan los resultados del intervalo de confianza teórico (en rojo) el porcentaje de muestras fuera del intervalo es próximo al 0,3%, que es el valor teórico. En el caso de la figura se ha tomado $\lambda_{est} = 0,12$. Para valores inferiores comienzan a aparecer muestras fuera del intervalo de confianza estimado.

Teniendo en cuenta los dos argumentos comentados, se puede concluir que el valor apropiado para el estimador es $\lambda_{est} = 0,12$.

Referencias

- [1] VASIF AHMED AND SIDDHARTH A. LADHAKE. Innovative Cost Effective Approach for Cell Phone Based Remote Controlled Embedded System for Irrigation. *2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, pages 419–422, June 2011.
- [2] RICHARD G. ALLEN, LUÍS S. PEREIRA, DIRK RAES, AND MARTIN SMITH. Evapotranspiracion del cultivo, 2006.
- [3] P. AQUIJE, D. HUAMAN, J. BOADA, M. TENTAYA, AND M. CHAUCA. Automated Control System of Irrigation for SMEs in Real Time. *2009 International Conference on Electrical, Communications, and Computers*, pages 35–40, February 2009.
- [4] E.F. CAMACHO AND C. BORDONS. Model Predictive Control, 1999.
- [5] C. CAMMALLERI AND G. CIRAOLO. A simple method to directly retrieve reference evapotranspiration from geostationary satellite images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **21**(1):149–158, April 2012.
- [6] I CAMPOS, A CALERA, E A TORRES, C BALBONT, J GONZ, M LL, AND C M U NEALE. Evapotranspiración y estrés de la cubierta vegetal utilizando una secuencia multitemporal de imágenes de satélite. *Viña en regadío*. (1982):23–26, 2009.
- [7] FLAVIO CAPRARO, DANIEL PATIFIO, AND SANTIAGO TOSETTI. Neural Network-Based Irrigation Control for Precision Agriculture. pages 357–362.
- [8] B. CARDENAS-LAILHACAR AND M.D. DUKES. Precision of soil moisture sensor irrigation controllers under field conditions. *Agricultural Water Management*, **97**(5):666–672, May 2010.

REFERENCIAS

- [9] CONSEJERÍA DE AGRICULTURA (CASTILLA LA MANCHA). Servicio Integral de Asesoramiento al Regante - crea.uclm.es/siar.
- [10] S.L. DAVIS AND M.D. DUKES. Irrigation scheduling performance by evapotranspiration-based controllers. *Agricultural Water Management*, **98**(1):19–28, December 2010.
- [11] S.L. DAVIS, M.D. DUKES, AND G.L. MILLER. Landscape irrigation by evapotranspiration-based irrigation controllers under dry conditions in Southwest Florida. *Agricultural Water Management*, **96**(12):1828–1836, December 2009.
- [12] FUNDACIÓN PARA LA CULTURA DEL VINO. Viticultura de precisión. 2013.
- [13] YINGYING DONG, JIHUA WANG, CUNJUN LI, QIAN WANG, AND WENJIANG HUANG. Canopies with crop growth model CERES-Wheat. pages 1–4, 2012.
- [14] S. ER-RAKI, A. CHEHBOUNI, S. KHABBA, V. SIMONNEAUX, L. JARLAN, A. OULDBBA, J.C. RODRIGUEZ, AND R. ALLEN. Assessment of reference evapotranspiration methods in semi-arid regions: Can weather forecast data be used as alternate of ground meteorological parameters? *Journal of Arid Environments*, **74**(12):1587–1596, December 2010.
- [15] ESYRCE. Informe sobre Regadíos en España. 2009.
- [16] ESYRCE. Análisis de las Plantaciones de Viñedo en España. 2012.
- [17] R.G. EVANS AND W.M. IVERSEN. Remote Sensing and Control of an Irrigation System Using a Distributed Wireless Sensor Network. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **57**(7):1379–1387, July 2008.
- [18] M. GALLARDO, C. GIMÉNEZ, C. MARTÍNEZ-GAITÁN, C.O. STÖCKLE, R.B. THOMPSON, AND M.R. GRANADOS. Evaluation of the VegSyst model with muskmelon to simulate crop growth, nitrogen uptake and evapotranspiration. *Agricultural Water Management*, **101**(1):107–117, December 2011.
- [19] J GARRIDO. Aplicación de Diversas Estrategias de Control Multivariable a un Grupo Caldera Turbina.
- [20] O. GHARSALLAH, A. FACCHI, AND C. GANDOLFI. Comparison of six evapotranspiration models for a surface irrigated maize agro-ecosystem in Northern Italy. *Agricultural Water Management*, **130**:119–130, December 2013.

- [21] GOBIERNO DE LA RIOJA. Servicio Integral de Asesoramiento al Regante (SIAR) <http://www.larioja.org/npRioja/default/defaultpage.jsp?idtab=730169>.
- [22] DAVID ISERN, SÒNIA ABELLÓ, AND ANTONIO MORENO. Development of a multi-agent system simulation platform for irrigation scheduling with case studies for garden irrigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, **87**:1–13, September 2012.
- [23] Y. KIM AND R.G. EVANS. Software design for wireless sensor-based site-specific irrigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, **66**(2):159–165, May 2009.
- [24] J.A. LÓPEZ RIQUELME, F. SOTO, J. SUARDÍAZ, P. SÁNCHEZ, A. IBORRA, AND J.A. VERA. Wireless Sensor Networks for precision horticulture in Southern Spain. *Computers and Electronics in Agriculture*, **68**(1):25–35, August 2009.
- [25] I.J. LORITE, C. SANTOS, M. GARCÍA-VILA, M.A. CARMONA, AND E. FERERES. Assessing irrigation scheme water use and farmers performance using wireless telemetry systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, **98**:193–204, October 2013.
- [26] J.M. MACIEJOWSKI. Predictive Control with Constraints, 2000.
- [27] EDUARDO EIJI MAEDA, DAVID A. WIBERG, AND PETRI K.E. PELLIKKA. Estimating reference evapotranspiration using remote sensing and empirical models in a region with limited ground data availability in Kenya. *Applied Geography*, **31**(1):251–258, January 2011.
- [28] MAGRAMA. Plan Nacional de Regadíos. pages 182–218, 2008.
- [29] M.S. MCCREADY AND M.D. DUKES. Landscape irrigation scheduling efficiency and adequacy by various control technologies. *Agricultural Water Management*, **98**(4):697–704, February 2011.
- [30] M.S. MCCREADY, M.D. DUKES, AND G.L. MILLER. Water conservation potential of smart irrigation controllers on St. Augustinegrass. *Agricultural Water Management*, **96**(11):1623–1632, November 2009.
- [31] MINISTERIO DE AGRICULTURA. SigPac (sigpac.mapa.es/fega/visor).
- [32] MINISTERIO DE AGRICULTURA Y MEDIO AMBIENTE. www.magrama.gob.es.

REFERENCIAS

- [33] MINISTERIO DE FOMENTO. Infraestructura de Datos Espaciales de España (www.idee.es).
- [34] MINISTERIO DE FOMENTO. Instituto Geográfico Nacional.
- [35] MINISTERIO DE MEDIO AMBIENTE. Revisión de las Necesidades Hídricas Netas de los Cultivos de la Cuenca del Ebro. 2004.
- [36] F.R. MIRANDA, R.E. YODER, J.B. WILKERSON, AND L.O. ODHIAMBO. An autonomous controller for site-specific management of fixed irrigation systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, **48**(3):183–197, September 2005.
- [37] NASA. MODIS (modis.gsfc.nasa.gov).
- [38] YEONJEONG PARK, JEFF S. SHAMMA, AND THOMAS C. HARMON. A Receding Horizon Control algorithm for adaptive management of soil moisture and chemical levels during irrigation. *Environmental Modelling & Software*, **24**(9):1112–1121, September 2009.
- [39] ISABEL PÔÇAS, MÁRIO CUNHA, LUÍS S. PEREIRA, AND RICHARD G. ALLEN. Using remote sensing energy balance and evapotranspiration to characterize montane landscape vegetation with focus on grass and pasture lands. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **21**:159–172, April 2013.
- [40] R. ROMERO, J.L. MURIEL, I. GARCÍA, AND D. MUÑOZ DE LA PEÑA. Research on automatic irrigation control: State of the art and recent results. *Agricultural Water Management*, **114**:59–66, November 2012.
- [41] K. E. SAXTON AND W. J. RAWLS. Soil Water Characteristic Estimates by Texture and Organic Matter for Hydrologic Solutions. *Soil Science Society of America Journal*, **70**(5):1569, 2006.
- [42] DANIEL SMITH AND WEI PENG. Machine learning approaches for soil classification in a multi-agent deficit irrigation control system. *2009 IEEE International Conference on Industrial Technology*, pages 1–6, February 2009.
- [43] E A TORRES, A CALERA, I CAMPOS, J GONZÁLEZ-PIQUERAS, AND C BALBONTÍN. Balance hídrico y estrés en la cubierta vegetal utilizando una secuencia multitemporal de imágenes. pages 23–26, 2009.

- [44] UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE. Soil Water Characteristics (<http://hydrolab.arsusda.gov/soilwater/Index.htm>).
- [45] U.S. GEOLOGICAL SURVEY (USGS). EarthExplorer - earthexplorer.usgs.gov.
- [46] U.S. GEOLOGICAL SURVEY (USGS). glovis.usgs.gov.
- [47] G. VELLIDIS, M. TUCKER, C. PERRY, C. KVIEN, AND C. BEDNARZ. A real-time wireless smart sensor array for scheduling irrigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, **61**(1):44–50, April 2008.
- [48] DONGWEI WANG, JINDI WANG, YONGMEI CHEN, HAOBO LIN, SHUNLIN LIANG, AND ZHIQIANG XIAO. Crop LAI Retrieval from MODIS Bidirectional Reflectance Observations using the Particle Filter Algorithm and a Crop Growth Model. *IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, (c):V – 550–V – 553, 2008.
- [49] LIUPING WANG. Model Predictive Control System Design and Implementation Using MATLAB, 2009.
- [50] L.E. WILLIAMS AND J.E. AYARS. Grapevine water use and the crop coefficient are linear functions of the shaded area measured beneath the canopy. *Agricultural and Forest Meteorology*, **132**(3-4):201–211, October 2005.
- [51] WWF ESPAÑA. Manual de buenas prácticas de riego. *Propuestas de WWF para un uso eficiente del agua en la agricultura*, 2009.
- [52] YUTING YANG, SONGHAO SHANG, AND LEI JIANG. Remote sensing temporal and spatial patterns of evapotranspiration and the responses to water management in a large irrigation district of North China. *Agricultural and Forest Meteorology*, **164**:112–122, October 2012.