

# MODELADO DE SECADEROS ROTATORIOS BASADO EN TÉCNICAS BORROSAS

F. Castaño, F.R. Rubio y A. Villafañe

Depto. de Ingeniería de Sistemas y Automática. Escuela Superior de Ingenieros. Universidad de Sevilla  
Camino de Los Descubrimientos s/n -41092 Sevilla (Spain)  
fernando, rubio@cartuja.us.es

## Resumen

*En este trabajo se presenta un método de modelado borroso de una planta experimental de secado que dispone como elemento principal un cilindro rotatorio y cuyo material de trabajo es arena. La aplicación está basada en la generación de reglas de forma automática mediante el uso del método "subtractive clustering" propuesto por Chiu (1994) [2] y [3]. Este método es adecuado cuando se pretende modelar un proceso que presente comportamientos no lineales que sean difíciles de modelar mediante ecuaciones.*

**Palabras clave:** modelado borroso, secadero rotatorio, identificación, simulación.

## 1 INTRODUCCIÓN

El modelado de plantas de secado se puede abordar a partir del planteamiento de las ecuaciones diferenciales que permitan describir los procesos físicos dominantes [1]. Sin embargo, este planteamiento se muestra insuficiente cuando aparecen fenómenos adicionales que sean difícilmente modelables mediante ecuaciones. Uno de estos fenómenos es la adherencia del material entre sí y, sobre todo, a las paredes de los recipientes que lo contienen. El fenómeno de adherencia se da prácticamente en todos los materiales granulares cuando sobrepasan cierto valor de humedad interna. Así, cuando se trabaja en procesos de secado donde el material a tratar presenta una humedad alta, este fenómeno da lugar a una mayor carga en el secadero, lo que afecta de forma importante a las condiciones de secado y, por lo tanto, a la humedad del producto obtenido.

Así, por ejemplo, cuando el secadero se alimenta con arena que presenta una humedad del 3%, prácticamente no existe adhesión de la misma a las paredes, sin embargo, esta arena con un 6% de humedad, da lugar a que se produzca dicho efecto afectando de forma muy significativa a la humedad del producto de salida.

Estos problemas de modelado no solamente se van a dar en este tipo de plantas, también se

darán en aquellos procesos industriales relativamente complejos, o cuyo comportamiento interno sea de difícil caracterización y se presente complicada o laboriosa la obtención de un modelo matemático representativo.

Afortunadamente, se dispone de una serie de herramientas que permiten modelar y controlar también este tipo de procesos gracias al desarrollo de los llamados *sistemas de control inteligentes* basados en: *lógica borrosa, redes neuronales, mecanismos de aprendizaje, sistemas expertos, etc.* Alguna de estas técnicas permiten tratar los aspectos del problema que son difícilmente cuantificables con representaciones numéricas o analíticas, pero que pueden ser formulados eficientemente de forma lingüística.

En este trabajo se ha optado por el diseño basado en lógica borrosa para solventar los problemas de modelado mencionados, haciendo uso de métodos de generación automática de reglas a partir de los datos obtenidos de la operación con la planta en distintos puntos de trabajo.

El artículo está organizado de la siguiente forma: en la sección 2 se describe la planta experimental de secado que se pretende modelar. En la sección 3 se expone el método de modelado borroso y las técnicas de "subtractive clustering" que servirán de base para la reducción de reglas. En la sección 4, se presenta la aplicación con la planta de secado. Se muestran los resultados de la validación en la sección 5. Por último, se presentan las conclusiones del trabajo.

## 2 DESCRIPCIÓN DE LA PLANTA

El trabajo se ha realizado sobre una planta experimental de secado de arena situada en las instalaciones del departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática de la Universidad de Sevilla.

La figura 1 muestra una fotografía de la planta en la que se indican los elementos que la componen, si bien muchos de estos elementos son auxiliares al tratarse de una planta donde se recircula el sólido tratado. En la figura 2 se muestra un esquema



Figura 1: Planta experimental de secado.

simplificado de la misma donde aparecen los elementos principales de la instalación. En este esquema se pueden distinguir tres partes:

- El *quemador*, que tiene como fin generar el calor suficiente para elevar la temperatura de la corriente de aire que se usará en el proceso. Esta temperatura puede llegar a alcanzar más de 200°C.
- El *cilindro*, por el que circula el material húmedo así como el aire caliente procedente del quemador (en isocorriente). En esta zona es donde se produce el proceso de secado que se pretende modelar. El material húmedo es introducido por el extremo del cilindro y avanza por él debido a la rotación de este elemento, saliendo seco por el otro extremo. Además, el cilindro dispone en su interior de una serie de aletas o palas con el fin de mover y voltear el material sólido dentro de la corriente gaseosa facilitando el contacto sólido-gas, lo que permite un proceso de evaporación más rápido.
- La zona de *salida* donde existe un ventilador de gran potencia que se encarga de forzar el flujo de aire que atraviesa el cilindro. En esta zona se dispone de un sensor para medir temperatura del gas, (que será una de las variables de interés del proceso). Por otro lado, el sólido es recogido en una cinta transportadora donde hay instalado un sensor de humedad de medida en continuo (la humedad del sólido a la salida es la variable más importante del proceso, obviamente).

### 3 IDENTIFICACIÓN DE MODELOS BORROSOS

La identificación de un sistema mediante métodos basados en lógica borrosa es una de las técnicas

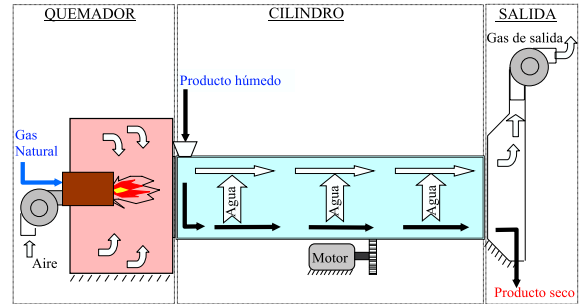


Figura 2: Esquema de la planta de secado.

que mejores resultados puede dar a la hora de obtener un modelo que reproduzca el comportamiento dinámico del mismo, ello se debe a la posibilidad que tienen los modelos borrosos de integrar las características no lineales que pudiera presentar tal sistema.

El interés que presentan los modelos borrosos dentro del campo de control es doble: por un lado, permiten modelar la planta que se pretende controlar. Ello será útil a la hora de diseñar el controlador y permitirá además probar fuera de línea el controlador con el modelo borroso de la planta. Por otro lado, permiten la posibilidad de obtener un modelo borroso del propio controlador. Esto abre una infinidad de posibilidades ya que, por ejemplo, podrán diseñarse controladores mediante otras técnicas y obtener un controlador borroso que emule el comportamiento del controlador diseñado e incluso que lo mejore en algún aspecto.

La metodología del modelado borroso también es adecuada en los casos donde el proceso es difícil de controlar y exista una amplia experiencia en las operaciones de la planta, ya que se tiene la posibilidad de implementar tal conocimiento en forma de reglas. Es posible, a partir de datos de actuaciones sobre la planta, obtener un modelo que sea utilizado como controlador borroso. Estas técnicas (basadas en redes neuronales adaptativas, métodos de aprendizaje, etc) permiten que el sistema de inferencia borrosa sea entrenado partiendo de la información de los datos de operación, de tal manera que se ajustan los parámetros de las funciones de pertenencia para que la relación entrada/salida del controlador borroso se ajuste lo más posible a la que se utiliza en la planta real.

Por otra parte, existen técnicas de identificación de sistemas no basadas en el conocimiento de un experto, es decir, que no necesitan una información a priori sobre las funciones de pertenencia y las reglas. Generalmente, estos métodos trabajan de la siguiente forma: primero, se propone un

modelo con una estructura parametrizable (donde se relacionan las funciones de pertenencia de las entradas, las reglas y las funciones de pertenencia de las salidas), a continuación, este modelo es modificado a partir de los datos tomados de la planta real, de forma que se vayan ajustando los parámetros de las funciones de pertenencia de acuerdo con un criterio de error elegido.

En este trabajo se ha utilizado el método desarrollado por Chiu [2] y [3] que se expone en las dos secciones siguientes. Esta técnica de extracción de reglas primero usa el método *subtractive clustering* para determinar el número de reglas y las funciones de pertenencia de los antecedentes, y después, usa la estimación de mínimos cuadrados para determinar los consecuentes de cada regla.

### 3.1 FUNCIONES DE PERTENENCIA DE LOS ANTECEDENTES Y NÚMERO DE REGLAS

El tamaño de la base de reglas es uno de los problemas que se presenta en el diseño del modelo borroso. Normalmente, el número de reglas crece de forma exponencial con el número de entradas al modelo borroso. Afortunadamente, existen técnicas para reducir este número de reglas, una de ellas es la denominada *subtractive clustering* que se podría traducir como *reducción por grupos*.

El propósito de este método es identificar un grupo reducido de datos dentro del conjunto de entradas/salidas que sea representativo del comportamiento del sistema. El método *subtractive clustering* se lleva a cabo mediante un algoritmo que determina los puntos de un grupo que son representativos del comportamiento de ese grupo, a estos puntos se les denomina centros del grupo. El método puede ser implementado con el siguiente algoritmo:

Sean  $x_1, x_2, \dots, x_n$   $n$  puntos en un espacio de dimensión  $M$  que incluya también la salida.

- Paso 1: elección de todos los puntos como candidatos a centros del grupo.
- Paso 2: asignación a cada punto  $x_i$  de una función de densidad, definida de la forma

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}\right)$$

donde  $r_a$  define el círculo donde los puntos vecinos que caigan dentro del mismo tendrán un efecto grande en la función de densidad, y los puntos que caigan fuera tendrán un

efecto pequeño. Así, si el punto  $x_i$  tiene muchos vecinos dentro de este círculo tendrá una función de densidad alta. Una vez asociada esta función a cada punto, se selecciona el punto con mayor función de densidad como primer centro del grupo  $x_{c_1}$ .

- Paso 3: elección secuencial de otros centros. Sea  $x_{c_1}$  el primer centro del grupo y  $D_{c_1}$  su valor de densidad, se puede calcular una nueva función de densidad para cada punto  $x_i$  como

$$D_i = D_i - D_{c_1} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_{c_1}\|^2}{(r_b/2)^2}\right)$$

Los puntos que estén cerca del primer centro experimentarán una reducción de su densidad y de esta forma quedarán excluidos en la siguiente selección como nuevos centros. El parámetro  $r_b$  es el radio que define qué puntos van a experimentar una mayor reducción de su función de densidad. Después de esta segunda reducción será seleccionado el punto con mayor función de densidad como segundo centro del grupo  $x_{c_2}$ . Este centro  $x_{c_2}$  será usado para calcular la próxima función de densidad reducida y este paso se repetirá sucesivamente con el siguiente criterio:

**si**  $D_{c_k} > AD_1$  **entonces** se acepta  $x_{c_k}$  como un centro de grupo

( $A$  es una constante positiva)

**si no**, **si**  $D_{c_k} \leq RD_1$  **entonces** el proceso finaliza y se rechaza  $x_{c_k}$  como centro

( $R$  es una constante positiva menor que  $A$ )

**si no** (sea  $d_{min}$  la mínima distancia entre  $x_{c_k}$  y todos los centros encontrados previamente)

**Si**  $\frac{d_{min}}{r_a} + \frac{D_{c_k}}{D_1} \geq 1$  **entonces** se acepta  $x_{c_k}$  como un nuevo centro

**si no**, se rechaza  $x_{c_k}$  y se cambia su densidad a 0. Se selecciona el punto con la mayor densidad como el nuevo  $x_{c_k}$  y comienza de nuevo el proceso

- Paso 4: Calcular el valor del parámetro  $\sigma$  usado en las funciones de pertenencia para los centros encontrados

$$\sigma = \frac{r_a \cdot (\max(X) - \min(X))}{\sqrt{8}}$$

Siendo  $X$  el conjunto de centros obtenidos.

### 3.2 OBTENCIÓN DE LOS CONSECUENTES

Sea un conjunto de  $c$  centros de grupo  $\{x_1^*, x_2^*, \dots, x_c^*\}$ , donde las primeras  $N$  coordenadas corresponden a las variables de entrada y las últimas  $M - N$  corresponden a las variables de salida. Cada vector  $x_i^*$  se descompone en dos partes: una correspondiente a la entrada  $u_i^*$  y otra  $y_i^*$  correspondiente a la salida. Cada centro de grupo  $x_i^*$  será considerado en la obtención de una regla borrosa que describe el comportamiento del sistema. Dado un vector de entrada  $u$ , el grado con el que esta regla se satisface se define como

$$\mu_i = \exp\left(-\frac{\|u - u_i^*\|^2}{(r_a/2)^2}\right)$$

El vector salida  $y$  se calcula de la siguiente forma

$$y = \frac{\sum_{i=1}^c \mu_i y_i^*}{\sum_{i=1}^c \mu_i}$$

Los consecuentes de cada regla serán combinaciones lineales de las variables de entrada tipo Takagi-Sugeno-Kang [4]

$$y_i^* = K_i u + z_i$$

donde  $K_i$  es una matriz constante  $(M - N) \times N$ , y  $z_i$  es un vector columna constante con  $M - N$  elementos. Por último, el método de estimación por mínimos cuadrados se aplica con estos datos para optimizar los parámetros de las ecuaciones de los consecuentes.

## 4 PLANTEAMIENTO DEL MODELO BORROSO DE UN SECADERO ROTATORIO

En esta sección se explican cada uno de los pasos seguidos para la elaboración del modelo borroso del secadero rotatorio de arena, desde la adquisición de datos hasta la validación del modelo.

Se propone un modelo multivariable de dos entradas: flujo de combustible  $F_{comb}$  y flujo producto  $F_{prod}$ ; y dos salidas: temperatura del gas de salida  $T_o$  y humedad del producto a la salida  $H_o$ , tal y como aparece en la figura 3.

Como se ha comentado anteriormente, la ventaja que presenta el uso del modelo borroso frente al modelado con ecuaciones diferenciales está en la posibilidad de obtener un comportamiento más preciso en condiciones donde se dan fenómenos de adherencia del material. Este fenómeno se traduce en una carga o peso del cilindro que afectará de forma significativa a todo el proceso de secado.

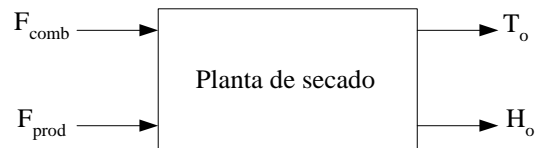


Figura 3: Entradas y salidas del modelo.

Por tanto, parece razonable intentar abordar el modelado a partir de tres módulos: un módulo primario que determine el peso en el cilindro, y una vez obtenido este valor, dos módulos secundarios que permitan obtener, la temperatura del gas de salida y la humedad de salida del producto respectivamente, como se muestra en el esquema de la figura 4. La justificación de esta división viene dada por el hecho de que las dinámicas para el peso, temperatura de gases y humedad de producto de salida son muy distintas. Así, la variación de temperatura de gases tiene un tiempo de respuesta del orden de minutos, y los cambios en el peso del sólido acumulado en el cilindro en algunos casos llegan a ser de horas.

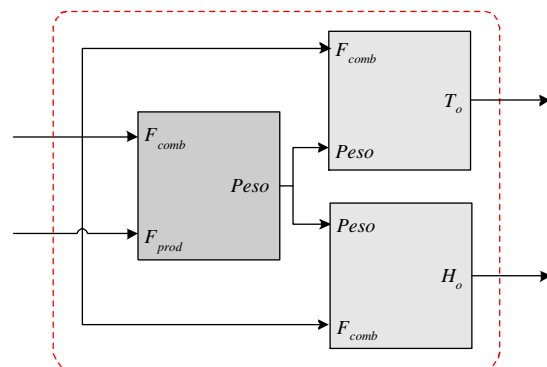


Figura 4: Módulos del modelo borroso.

Los puntos a seguir para realizar el modelado son los siguientes:

- Adquisición de los datos de la planta experimental.
- Determinación de las funciones de pertenencia de los antecedentes mediante el método *subtractive clustering*.
- Obtención del modelo usando los datos experimentales de operación en planta.
- Validación del modelo obtenido.

En la figura 5 aparece la zona de trabajo para el flujo de combustible y el flujo de producto a la entrada. Se ha fijado la humedad de entrada del producto en un 6% ya que es a partir de esta

humedad cuando se presentan los fenómenos de adherencia.

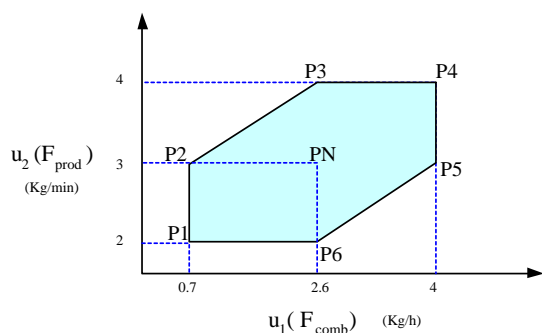


Figura 5: Zona de trabajo de la planta.

Dentro de los valores posibles que pueden tomar estas entradas existen ciertas combinaciones que llevan al sistema a puntos de trabajo no aceptables. Por ejemplo, si el flujo de combustible es bajo y el flujo de producto alto, el producto se pegará en exceso en el cilindro, llegando a un estado estacionario donde la carga en el cilindro sea muy alta, pudiéndose agotar el producto disponible en la tolva.

#### 4.1 ADQUISICIÓN DE DATOS DE LA PLANTA

Los datos deben reflejar el comportamiento del sistema en la mayor parte posible de la zona de trabajo. Además, es necesario detectar y descartar datos contradictorios, es decir, la existencia de diferentes valores de salida para las mismas entradas (por errores de operación, averías, arranques y paradas). También hay que tener cuidado con los ruidos en los valores de las medidas de algunos sensores.

El primer paso para obtener los datos es adquirir información del sistema real en la zona de trabajo. Debido al elevado tiempo de respuesta y estabilización del sistema resulta inviable obtener información sobre todas las combinaciones de valores de las señales de entrada y transiciones entre las mismas. Por lo tanto, se realizan pruebas en puntos representativos de la zona de trabajo, de forma que se obtenga información suficiente para predecir el comportamiento del sistema en esta zona. También hay que tener la precaución de que a los datos tomados les afecte lo menos posible las perturbaciones, procurando realizar la toma de datos en condiciones externas de temperatura similares.

Una vez obtenidos los datos experimentales, el siguiente paso es el filtrado de los mismos para eliminar los ruidos. Esto se consigue con un filtro paso bajo que elimine los ruidos de alta frecuencia.

Posteriormente, se realiza un tratamiento de datos que permita eliminar de este conjunto los que sean poco representativos del comportamiento de la planta, como pueden ser los derivados de situaciones transitorias como las puestas en marcha, fallos en la operación o perturbaciones derivadas de estos fallos, etc.

Una vez que se han extraído los datos que definen el comportamiento del sistema, se agrupan para permitir la aplicación de los algoritmos de determinación de las funciones de pertenencia y obtención del modelo.

#### 4.2 MÓDULO PRIMARIO DEL PESO EN EL CILINDRO

De los tres módulos en que se ha dividido el modelo borroso, el más importante es el que calcula el peso, ya que este valor va a influir de manera muy significativa en la determinación de las variables de salida. Por tanto, se puede afirmar que la bondad del modelo va a depender de la bondad de este módulo. Por consiguiente, hay que tener especial cuidado a la hora de realizar una adquisición de datos correcta, debido a que esta variable es la que más tarda en estabilizarse, de forma que pueden pasar varias horas antes de hacerlo, y como consecuencia, le pueden afectar más las condiciones externas (sobre todo la temperatura ambiente). En la figura 6 se muestran alguno de los datos adquiridos ya filtrados para este modelo. Se tomaron datos del sistema real durante más de 13 horas de funcionamiento con cambios en el punto de trabajo para abarcar una amplia zona.

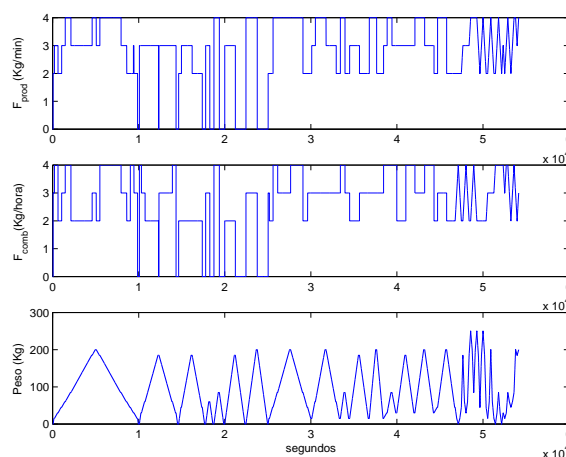


Figura 6: Datos de adquiridos para la obtención del módulo primario que determina el peso.

Se pretende obtener un modelo dinámico del comportamiento del peso en el cilindro según la evolución de las entradas, por tanto, es necesario no solamente aportar la información de la entrada

en el instante actual ( $k$ ) sino dar también el valor en el instante anterior ( $k-1$ ). Por lo tanto, las variables necesarias en este modelo son:

- Flujo de combustible en el instante actual (entrada  $F_{comb}(k)$ ).
- Flujo de combustible en el instante anterior (entrada  $F_{comb}(k-1)$ ).
- Flujo de producto en el instante actual (entrada  $F_{prod}(k)$ ).
- Flujo de producto en el instante anterior (entrada  $F_{prod}(k-1)$ ).
- Peso en el cilindro en el instante anterior (entrada  $Peso(k-1)$ ).
- Peso en el cilindro en el instante actual (salida  $Peso(k)$ ).

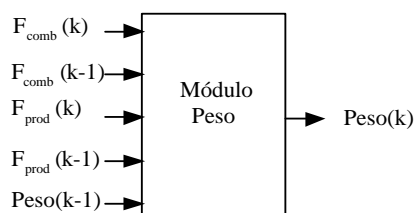


Figura 7: Entradas y salida del módulo de peso en el cilindro.

El elevado número de entradas del modelo daría lugar a un número excesivo de reglas necesarias para definir el comportamiento del sistema. Por lo tanto, la solución adoptada es el uso del método *subtractive clustering* expuesto en las secciones 3.1 y 3.2 para obtener las funciones de pertenencia y reglas que definen el modelo borroso.

Se han realizado numerosas pruebas para determinar con qué parámetros del método de reducción por grupos se obtienen mejores resultados. La elección de los parámetros influye de manera notable en el número de reglas generadas, así como en la forma y distribución de las funciones de pertenencia. Los parámetros del algoritmo  $r_a$  y  $r_b$  definen los radios de vecindad que afectan a la función de densidad y a la reducción de la función de densidad de cada punto, respectivamente. Dentro del algoritmo, el parámetro  $A$  define el umbral de la función de densidad por encima del cual el punto será aceptado como centro, y el parámetro  $R$  define el umbral por debajo del cual el punto será definitivamente rechazado como centro. Tal como se indica en [2], una buena elección para estos dos parámetros podrían ser  $A = 0.5$  y  $R = 0.15$ . Por tanto, tomando estos valores, sólo quedan  $r_a$  y  $r_b$  como parámetros de ajuste.

El número de centros queda determinado por  $r_a$ , mientras que la proximidad entre estos viene marcada por el parámetro  $r_b$ . Así, a mayor radio  $r_a$  menor número de centros, y a mayor radio  $r_b$  más separación entre los mismos. En este caso, los parámetros con los que se han obtenido mejores resultados son:  $r_a = 0.5$  y  $r_b = 1.25$ .

Las funciones de pertenencia usadas han sido del tipo campana de Gauss y se ha tratado de obtener resultados satisfactorios con el menor número de funciones de pertenencia y de reglas posible. Se obtuvieron resultados para un número de reglas 3, 5, 7, 9 o más, observando que para un número de éstas mayor de 9 no mejoraba apreciablemente la respuesta del modelo, por lo que se ha tomado este valor como valor definitivo. La figura 8 muestra las funciones de pertenencia de las entradas usadas en el módulo de peso. Las unidades que aparecen para el  $F_{comb}$  vienen expresadas en  $kg/h$ , para el  $F_{prod}$  en  $kg/min$  y para el  $Peso$  del sólido dentro del cilindro en  $kg$ .

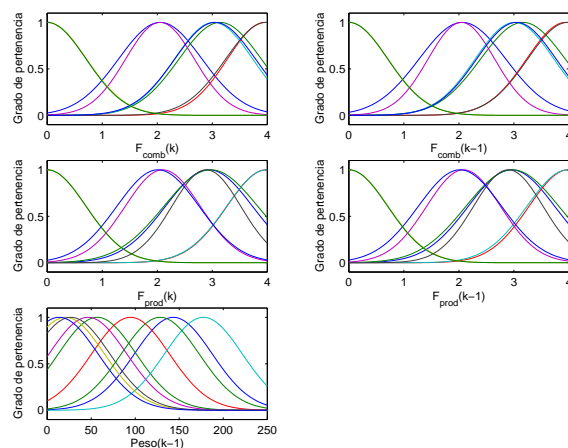


Figura 8: Funciones de pertenencia del módulo de peso.

El módulo de peso presenta cinco entradas y una salida, por tanto, no es posible mostrar en un gráfico tridimensional la superficie que determina la salida en función de las entradas. Sin embargo, debido a que se están utilizando como entradas tres valores obtenidos en un muestreo anterior, cuando se llega a un régimen permanente, tres de estas variables quedarán fijadas, lo que permite mostrar la superficie para la salida en función de las otras dos que son el  $F_{comb}(k)$  y el  $F_{prod}(k)$  (en el instante actual). Esta superficie se muestra en la figura 9, como puede observarse el resultado es el esperado, es decir, si se aumenta el flujo de producto manteniendo el flujo de combustible constante se obtiene como salida que el peso en el cilindro aumenta; mientras que si se aumenta el flujo de combustible y se mantiene constante el flujo de producto, entonces, el peso en el cilindro

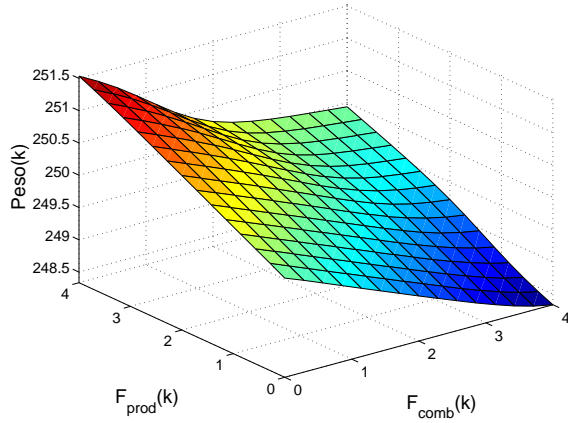


Figura 9: Superficie de salida del módulo de peso en régimen permanente.

disminuye.

### 4.3 MÓDULO SECUNDARIO DE TEMPERATURA DE GAS A LA SALIDA

En la obtención del módulo de temperatura del gas a la salida se ha seguido un proceso similar al comentado para la elaboración del módulo del peso en el cilindro. La diferencia fundamental está en la elección de las variables de entrada. En este caso la temperatura viene determinada por el flujo de combustible y el peso que haya en el cilindro. La variable flujo de producto no se ha considerado directamente aunque queda reflejada de forma indirecta en el peso del cilindro determinado por el módulo de peso. Queda justificada la elección del flujo de combustible frente al flujo de producto como entrada debido a la mayor rapidez en la respuesta que se obtiene con el primero.

Igual que en el módulo primario, es necesario aportar en la entrada información acerca de los valores de flujo de combustible, peso y temperatura recogidos en el muestreo anterior para que el modelo refleje bien la dinámica de la planta.

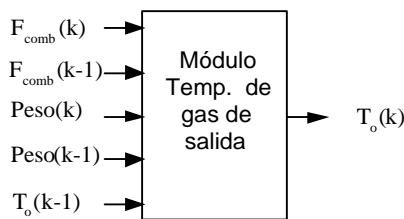


Figura 10: Entradas y salida del módulo de temperatura de gases de salida.

Por lo tanto, las variables necesarias para este modelo son:

- Flujo de combustible en el instante actual (entrada  $F_{comb}(k)$ ).
- Flujo de combustible en el instante anterior (entrada  $F_{comb}(k-1)$ ).
- Peso en el cilindro en el instante anterior (entrada  $Peso(k-1)$ ).
- Peso en el cilindro en el instante actual (entrada  $Peso(k)$ ).
- Temperatura de gas de salida en el instante anterior (entrada  $T_o(k-1)$ ).
- Temperatura de gas de salida en el instante actual (salida  $T_o(k)$ ).

La figura 11 muestra algunos de los datos adquiridos para la obtención de este módulo y la figura 12 presenta las funciones de pertenencia obtenidas.

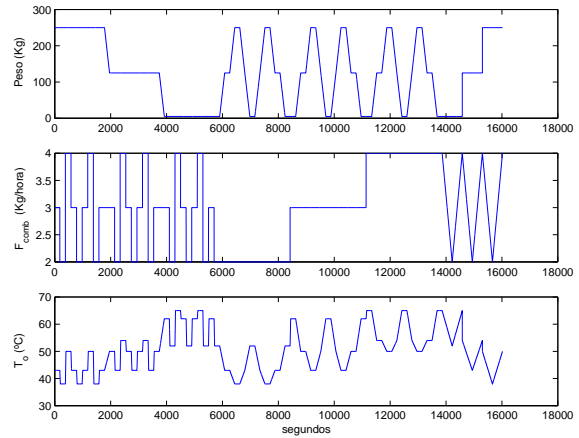


Figura 11: Datos adquiridos para la obtención del módulo secundario que determina  $T_o$ .

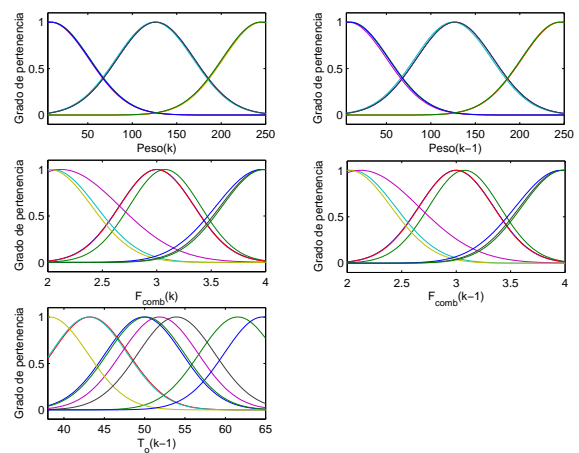


Figura 12: Funciones de pertenencia del módulo de  $T_o$ .

En la figura 13 puede observarse el comportamiento en régimen permanente y cómo la temperatura de salida está fuertemente influenciada por el peso en el cilindro.

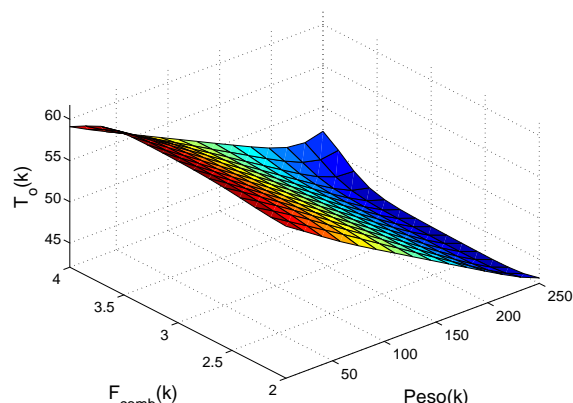


Figura 13: Superficie de salida del módulo de  $T_o$  en régimen permanente.

#### 4.4 MÓDULO SECUNDARIO DE LA HUMEDAD DE SÓLIDO A LA SALIDA

La humedad de sólido a la salida viene dada principalmente por el peso del material en el cilindro, aunque también se ve influida por el flujo de combustible. En la obtención de este módulo se ha utilizado un esquema similar al seguido para el módulo de temperatura, y por tanto, se hacen las mismas consideraciones en cuanto a la elección de las variables de entrada. Como en los casos anteriores es necesario introducir los valores en instantes anteriores, en este caso de peso en el cilindro, flujo de combustible y humedad de salida:

- Flujo de combustible en el instante actual (entrada  $F_{comb}(k)$ ).
- Flujo de combustible en el instante anterior (entrada  $F_{comb}(k-1)$ ).
- Peso en el cilindro en el instante anterior (entrada  $Peso(k-1)$ ).
- Peso en el cilindro en el instante actual (entrada  $Peso(k)$ ).
- Humedad de salida en el instante anterior (entrada  $H_o(k-1)$ ).
- Humedad de salida en el instante actual (salida  $H_o(k)$ ).

La figura 15 muestra algunos de los datos adquiridos para la obtención del módulo y la figura 16 presenta las funciones de pertenencia.

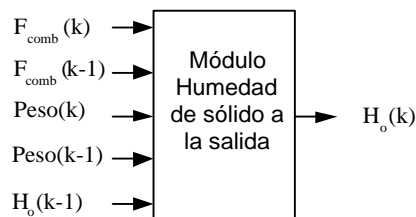


Figura 14: Entrada y salidas del módulo de humedad de sólido a la salida.

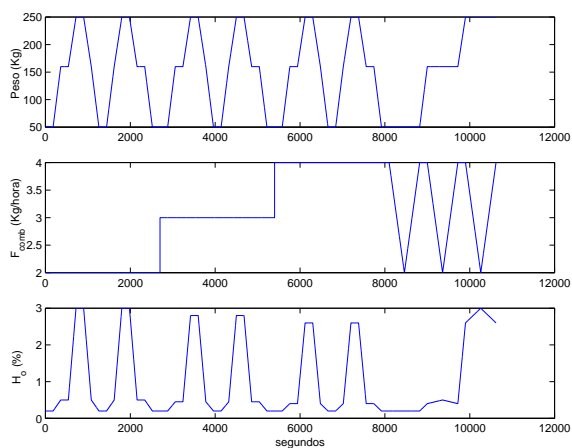


Figura 15: Datos adquiridos para la obtención del módulo secundario que determina  $H_o$ .

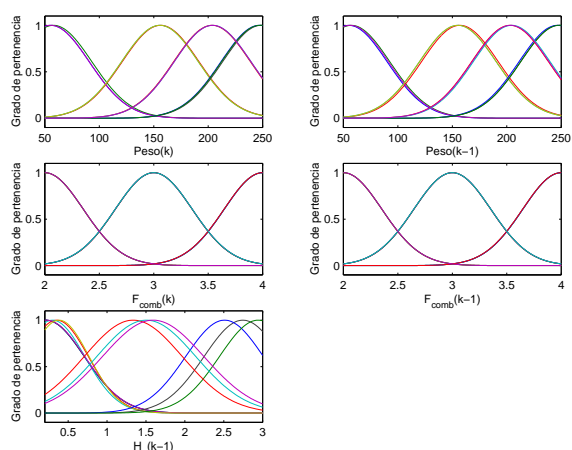


Figura 16: Funciones de pertenencia del módulo de  $H_o$ .



En la figura 17 puede observarse el comportamiento en régimen permanente y cómo la humedad de salida está fuertemente influenciada por el peso en el cilindro.

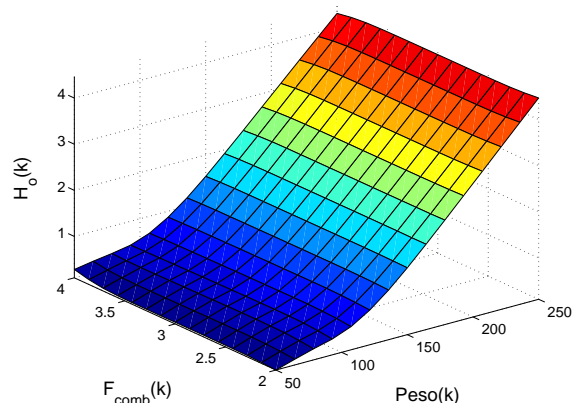


Figura 17: Superficie de salida del módulo de  $H_o$  en régimen permanente.

## 5 VALIDACIÓN DEL MODELO BORROSO

En esta sección se muestran datos tomados de la planta experimental y se comparan con los que genera el modelo borroso cuando se le aplican las mismas entradas. Conviene aclarar que estos datos no son los adquiridos para generar el modelo borroso, sino que se obtuvieron posteriormente al diseño del mismo en varios ensayos realizados en distintos días, lo que permite dar ciertas garantías de validez del modelo borroso.

Por otra parte, estos ensayos tratan de abarcar la mayor zona de trabajo posible y las distintas situaciones en las que se puede encontrar la planta de secado. Concretamente, se muestran en las siguientes páginas cinco de los ensayos realizados, presentando en la parte superior las entradas dadas, tanto a la planta como al modelo borroso, y en la parte inferior las salidas obtenidas en la planta (real) y en el modelo (simulada).

Puede comentarse que los resultados obtenidos son bastante aceptables, si bien, en algunas gráficas existe alguna discrepancia entre la salida de la planta y la del modelo, ésta puede deberse a dos factores: uno es la variación de la temperatura de aire de entrada, y otro es la perturbación existente en la humedad del sólido a la entrada del cilindro, que normalmente, puede variar como máximo en un 1% (tanto positivo como negativo) sobre el valor nominal de 6% fijado para los ensayos.

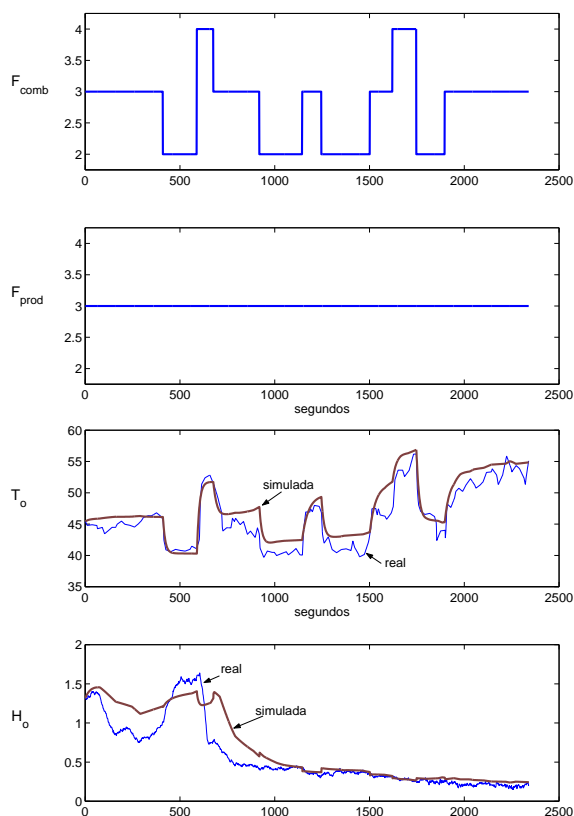


Figura 18: Ensayo 1 con  $F_{comb}$  variable en todo su rango y  $F_{prod}$  medio.

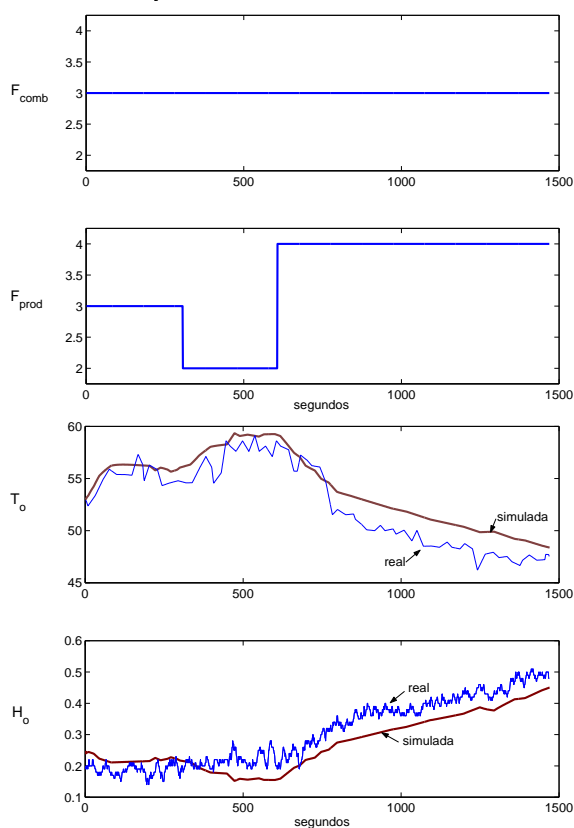


Figura 19: Ensayo 2 con  $F_{comb}$  medio y  $F_{prod}$  variable en todo su rango.

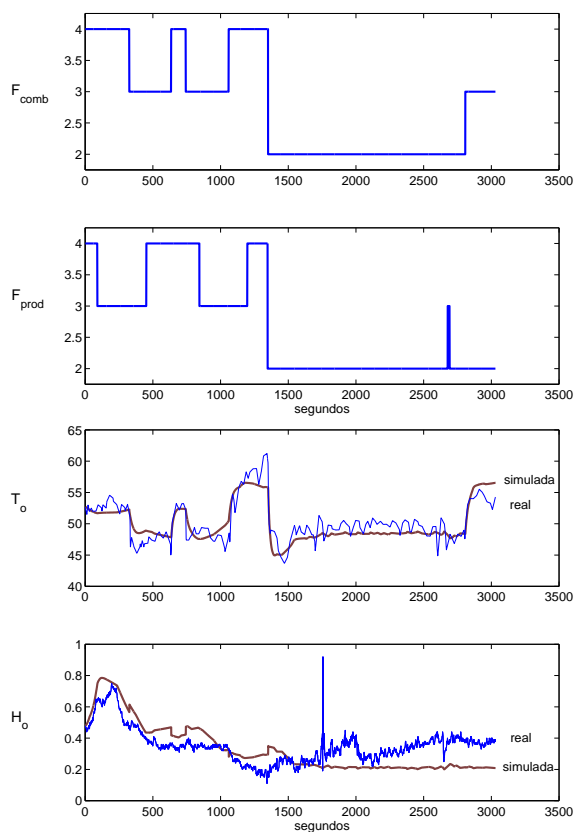


Figura 20: Entradas del ensayo 3 con  $F_{comb}$  variable en todo su rango y  $F_{prod}$  variable en todo su rango.

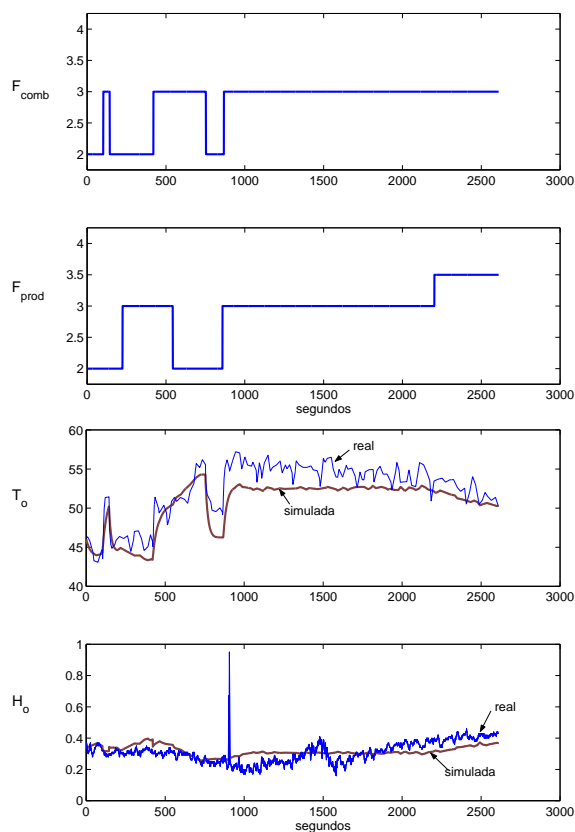


Figura 22: Entradas del ensayo 5 con  $F_{comb}$  alto y variable y  $F_{prod}$  alto y variable.

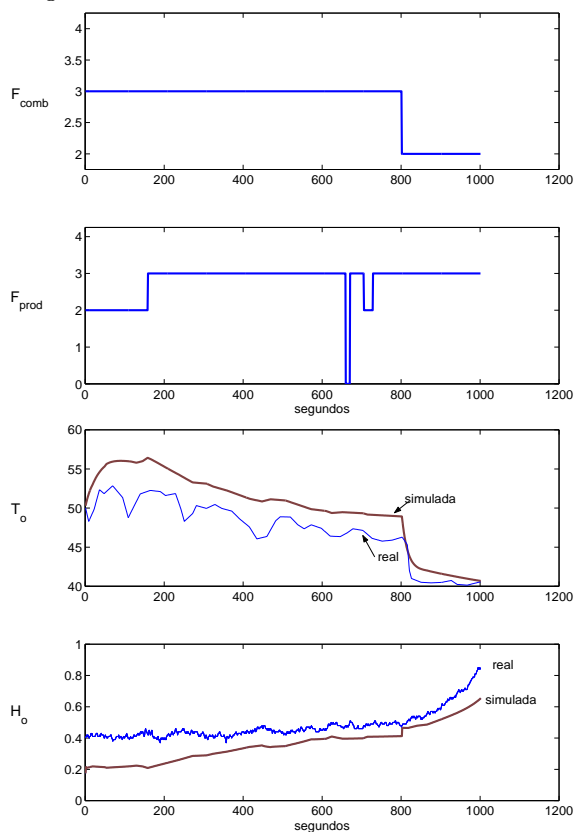


Figura 21: Entradas del ensayo 4 con  $F_{comb}$  bajo y variable y  $F_{prod}$  bajo y variable.

### Agradecimientos

Los autores desean agradecer a CICYT la financiación de este trabajo con cargo al proyecto de investigación DPI2001-2424-C02-01.

### Referencias

- [1] Castaño, F., Rubio, F.R. y Holgado, J., (2001) "Modelado de Secaderos de Orujo", *XXII Jornadas de Automática, Barcelona*.
- [2] Chiu, S.L., (1994) "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation", *Journal Of Intelligent and Fuzzy Systems*, vol.2, pp 267-278.
- [3] Chiu, S.L., (1994) "A cluster estimation method whith extension to fuzzy model identification", *IEEE World Congress on Computational Intelligence, Proceedings of the Third IEEE conference*, vol.2, pp 1240-1245.
- [4] Takagi, T. and Sugeno, M.,(1985) "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modelling and Control", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cibernetics*, vol.15, pp 116-132.