

# Sistema de apoyo a la decisión basado en mapas borrosos cognitivos y control run-to-run para la determinación de puntos de operación

P. Cano Marchal, J. Gámez García, J. Gómez Ortega  
Grupo de Robótica, Automática y Visión por Computador  
Universidad de Jaén. Campus de Excelencia Internacional Agroalimentario (ceiA3).  
{pcano,jggarcia,juango}@ujaen.es

## Resumen

La selección de los valores de referencia de las variables de proceso es fundamental en la industria de procesos actual, dado que las características finales de los productos y los indicadores de comportamiento del proceso dependen fuertemente de estos valores. Esta comunicación presenta un sistema de apoyo a la decisión para definir estas referencias basado en tres componentes: un modelo del sistema de interés basado en Mapas Cognitivos Borrosos, un problema de optimización que proporciona las acciones más adecuadas para cada situación y un observador que permite la inclusión de realimentación al sistema, implementando un enfoque de control run-to-run. Se incluye un ejemplo simple de aplicación para ilustrar el método.

**Palabras clave:** Sistemas de apoyo a la decisión, Mapas Borrosos Cognitivos, Control Run-to-run.

## 1 Introducción

Las fábricas modernas de las industrias de procesos y agroalimentaria suelen ser sistemas complejos, con diversas variables de proceso relevantes y que presentan relaciones intrincadas entre ellas [14]. Es, asimismo, frecuente encontrar objetivos de producción contrapuestos: alcanzar las especificaciones de calidad del producto y minimizar los costes de producción del mismo es el ejemplo típico de esta situación. A menudo, la propia selección de las especificaciones de producto son el resultado de un problema de optimización que debe tener en cuenta las relaciones de compromiso existentes entre las diferentes características deseadas del mismo.

La utilización de control con realimentación está extendido en las plantas de procesos, y permite mantener las variables de proceso cerca de las referencias especificadas, a pesar del desgaste de los equipos y la existencia de perturbaciones [11]. La selección de estas referencias es fundamental en las características del producto final y los índices de funcionamiento del proceso, puesto que sus valores influyen fuertemente en ellos. Esta selección de referencias requiere una visión amplia de las relaciones entre las distintas variables de la planta. Dada la complejidad de las plantas, la tarea de decidir estos valores típicamente recae

en operadores del proceso expertos que emplean su experiencia para definir estos valores, particularmente en la industria alimentaria [1]. Los sistemas de apoyo a la decisión son candidatos ideales para asistir a estos expertos en la toma de estas decisiones.

La obtención del conocimiento del experto es uno de los pasos cruciales en la construcción de un sistema de apoyo a la decisión, y típicamente constituye una de las más complicadas [9]. La construcción de una base de conocimiento completa y consistente es difícil, y su complejidad se incrementa drásticamente a medida que el número de variables y situaciones de interés crece.

Las plantas que tienen mayor número de variables manipuladas que variables de salida son habituales en las industrias de procesos y alimentaria [11]. En este tipo de plantas es habitual que exista más de un conjunto de valores de las variables de entrada que permitan la obtención de un determinado conjunto de variables de salida. Cuando alguna perturbación aleja a una salida de su valor deseado existen, con frecuencia, varias acciones de control plausibles que pueden rechazar el efecto de la perturbación. En estas situaciones, la decisión de qué variable manipulada modificar depende del objetivo de producción, ya que las variables manipuladas habitualmente afectan a más de una variable de salida. Por tanto, dependiendo del objetivo de elaboración, la decisión puede ser modificar una u otra variable, un subconjunto de ellas, o dejar el sistema en el estado perturbado, si la importancia de esta salida es baja y tratar de recuperar el valor prescrito implica perturbar el valor de otras salidas de mayor prioridad.

En estas circunstancias, incluir todas las posibles condiciones de operación que se puede encontrar un experto y su respuesta a ellas en una base de conocimiento aparece como una tarea ardua o incluso inviable, si el número de variables de entrada y de salida es suficientemente alto.

Las relaciones entre las variables de proceso se pueden clasificar en dos tipos [9]:

- relaciones físicas de causalidad, provocadas por las leyes físicas que gobiernan el proceso, y
- relaciones lógicas, dadas por las reglas que típicamente aplica el operador cuando opera el proceso.

Las relaciones físicas de causalidad son las que realmente definen el comportamiento natural del sistema, y un sistema basado en conocimiento que incluyera estas relaciones constituiría un modelo del mismo. Un enfoque natural para construir un sistema experto es, por tanto, centrar la atención en el modelado de las relaciones físicas entre las variables de proceso y recurrir a algún tipo de *razonamiento* para hallar la acción más adecuada ante una situación de proceso específica.

En relación al modelado, los mapas cognitivos borrosos [6] son una técnica que proporciona características deseables para su utilización con procesos complejos, tales como la posibilidad de descomponer el sistema en subsistemas más simples que se pueden conectar a posteriori, una representación intuitiva del modelo del proceso y de las relaciones entre las variables, y la posibilidad de modelar el proceso de manera iterativa, construyendo modelos simples de las relaciones para posteriormente incrementar la complejidad de los mismos según las necesidades para alcanzar los requerimientos de precisión de la aplicación.

Por otro lado, para seleccionar qué acción tomar ante un determinado escenario de proceso es necesario conocer qué se pretende conseguir, esto es, es necesario formalizar los objetivos que se persiguen con la operación del proceso. Un problema de optimización que incluya estos objetivos formalizados en su función objetivo y que incluya el modelo del sistema en su conjunto de restricciones efectivamente constituiría un sistema experto basado en optimización [13] que permite apoyar la decisión del operador del proceso ante virtualmente cualquier situación de producción.

Sin embargo, bajo este esquema, dado un conjunto de objetivos priorizados y valores deseados para las salidas, el sistema siempre suministraría los mismos valores de referencia para las variables de proceso. Si la aplicación de estos valores al sistema no proporciona el valor de las salidas deseadas, el sistema no sería capaz de sugerir ninguna alternativa para modificar estas referencias. Este enfoque proporcionaría una herramienta útil para proponer valores iniciales de las referencias, pero incapaz de asistir si estas propuestas no alcanzan los objetivos.

La inclusión de realimentación en el sistema experto proporciona una manera de actualizar las sugerencias del sistema para situaciones en que los valores originales no permiten alcanzar el estado deseado. La propuesta presentada en esta comunicación es ampliar el sistema incluyendo un observador, de modo que se implemente una estructura de control run-to-run.

El resto de la comunicación está organizada de la siguiente manera: la Sección 2 detalla la estructura del sistema y sus componentes, con la Sección 2.1 mostrando la técnica de modelado empleada, la Sección 2.2 presentado la definición del problema de optimización y la sección 2.3 tratando el inclusión de realimentación. Por su parte, la

Sección 3 incluye un pequeño ejemplo de aplicación, mientras que la Sección 4 muestra las conclusiones.

## 2 Estructura del Sistema de Apoyo a la Decisión

El método propuesto se basa en tres componentes: un modelo del sistema de interés basado en mapas borrosos cognitivos, un problema de optimización que proporciona las acciones de control adecuadas para cada situación en particular y un observador que extiende el problema de optimización y permite incluir realimentación al sistema, implementando un enfoque de control run-ro-run. Las siguientes Subsecciones detallan estos componentes.

### 2.1 Modelo del sistema

El modelo del sistema se construye utilizando un método basado en los Simplified Dynamic Cognitive Networks (sDCN) [10]. De forma análoga a los sDCN, el modelo se define como una tupla:

$$\mathbf{M} = \langle \mathbf{V}, \mathbf{A} \rangle, \quad (1)$$

donde  $\mathbf{V}$  denota el conjunto de nodos que representan las variables del sistema y  $\mathbf{A}$  designa el conjunto de arcos que definen las relaciones entre las variables.

#### 2.1.1 Definición de los nodos

Se definen las siguientes propiedades para cada nodo  $v_i$  del sistema:

- $U_{v_i}$ : universo de discurso del nodo, definido como el conjunto que contiene todos los posibles valores nítidos de  $v_i$ . Se supone que los nodos presentan valores nítidos escalares, por lo que  $U_{v_i} \subseteq \mathbb{R}$ .
- $H_{v_i}$ : la colección de términos (conjuntos borrosos)  $L_{v_i}^j$  que se definen en  $U_{v_i}$ , junto con la función de pertenencia a cada término:

$$L_{v_i}^j = \{ \langle x, \mu_{L_{v_i}^j}(x) \rangle : x \in U_{v_i} \}, \quad (2)$$

$$H_{v_i} = \{ L_{v_i}^j, j = 1, 2, \dots, n_{v_i} \}. \quad (3)$$

- $S_f(v_i)$ : el estado del nodo, definido como un vector que contiene el grado de pertenencia de  $v_i$  a cada término  $L_{v_i}$  definido en  $H_{v_i}$ :

$$S_f(v_i) = [\mu_{L_{v_i}^1}, \dots, \mu_{L_{v_i}^{n_{v_i}}}]^T. \quad (4)$$

- $S_c(v_i)$ : el valor nítido del nodo, calculado usando una función de desemborronamiento sobre  $S_f$ , de acuerdo con la definición de los elementos en  $H_{v_i}$ .

### 2.1.2 Definición de los arcos

Para cada arco  $a_{ij}$  se definen las siguientes propiedades:

- $R_{ij}$ : matriz de relación. Se define como una matriz que convierte el grado de pertenencia a cada etiqueta del antecesor en contribuciones al grado de pertenencia del sucesor a cada una de sus etiquetas. El tamaño de la matriz es  $n_i \times n_j$ , siendo  $n_i$  y  $n_j$  el número de etiquetas en  $H_{v_i}$  y  $H_{v_j}$  respectivamente. Las entradas de estas matrices deben ser no negativas.
- $\omega_{ij}$ : valor absoluto de la intensidad de la relación entre los nodos conectados por los arcos.

Como se evidenciará cuando se trate el cálculo del valor del nodo en la Sección 2.1.3, la definición de  $\omega_{ij}$  no es estrictamente necesaria. El motivo para definir un  $\omega_{ij}$  para cada relación es que clarifica la importancia relativa de cada predecesor en el cálculo del valor final del nodo, frente a la alternativa de incluir este factor implícitamente en las entradas de  $R_{ij}$ .

La utilización de las matrices de relación permiten tener mayor flexibilidad en la definición de las relaciones entre nodos que la que se encuentra en sDCMs, puesto que permiten la introducción de relaciones asimétricas y no lineales [7] entre los nodos.

La estructura de la matriz determina la influencia del predecesor en el sucesor. Se consideran relaciones positivas y negativas, junto con tres tipos principales de relaciones:

- Relaciones bivalentes: para una relación bivalente positiva (negativa), un valor bajo de la variable de entrada tiende a reducir (incrementar) el valor de la salida, y un valor alto tiende a incrementar (reducir) el valor de la salida. Las siguientes matrices  $R$  son ejemplos de relaciones bivalentes positivas y negativas, respectivamente, para un sistema con tres etiquetas definidas por cada nodo:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

- Relaciones univalentes: estas relaciones son asimétricas, en el sentido de que algunos valores del predecesor ejercen influencia sobre el sucesor, mientras que otros valores no provocan ningún efecto. Además, la influencia del nodo siempre tiende a incrementar (o reducir) el valor del nodo sucesor.

Las siguientes matrices son ejemplos de relaciones univalentes que siempre tienden a reducir y aumentar, respectivamente, el valor del sucesor:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 \end{bmatrix}.$$

Se debe resaltar que, para que tenga sentido, se requiere que este nodo no sea el único predecesor, dado que dejaría el valor del nodo indefinido (si la incidencia sobre el nodo es cero), o siempre en un valor extremo. Sin embargo, este requerimiento está en línea con la intuición de que es natural pensar en una relación que modifica el valor de una variable únicamente cuando existe alguna otra relación que establece un valor de referencia.

Para las matrices que se han mostrado anteriormente, valores altos ejercen mayor influencia sobre el sucesor. Las siguientes dos matrices ilustran un comportamiento análogo, salvo que la influencia está ejercida por valores bajos del predecesor:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0.5 & 0 \end{bmatrix}.$$

- Relaciones de punto dulce: un cierto valor de la entrada produce el máximo (mínimo) valor de la salida, con valores superiores e inferiores resultando en valores menores (mayores) de la salida. Las siguientes matrices ejemplifican estas relaciones:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Efectos no lineales y saturaciones también se pueden expresar fácilmente empleando estas matrices, como se muestra en las siguientes matrices:

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Aquí, la matriz de la izquierda expresa una relación donde la intensidad del efecto se magnifica al aumentar el valor del nodo de entrada, mientras que la matriz de la derecha muestra una saturación para valores elevados de la entrada, lo que resulta en el mismo efecto sobre la salida para valores tanto elevados como moderados.

### 2.1.3 Cálculo del valor del nodo

El cálculo de  $S_f(v_i)$  para cada nodo  $v_i$  requiere combinar la influencia de cada nodo predecesor  $v_j$  de acuerdo con su estado  $S_f(v_j)$ , el tipo de relación  $R_{ij}$  y su peso  $\omega_{ij}$ .

Análogamente a la definición de impacto recibido por un nodo propuesta en sDCM, se define el impacto recibido por el nodo como:

$$\mathbf{w}_i = \sum_{j=1}^{n_i} \omega_{ij} R_{ij} S_f(v_j) \quad (5)$$

Es interesante resaltar que esta ecuación es vectorial, con una igualdad para etiqueta definida en el universo de discurso de  $S_c(v_i)$ , por lo que se puede explicitar  $\mathbf{w}_i$  como:

$$\mathbf{w}_i = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_l]^T. \quad (6)$$

Es importante notar que, dado que no existen requerimientos sobre las entradas de  $R_{ij}$  más allá de su no negatividad, en general los elementos de  $\mathbf{w}_i$  no sumarán uno. Por tanto, es útil definir el impacto normalizado como:

$$\bar{\mathbf{w}}_i = \frac{\mathbf{w}_i}{\sum_{k=1}^l w_k}, \quad (7)$$

de forma que se observe esta propiedad.

Si se emplean funciones de pertenencia triangulares, el cálculo de los valores nítidos  $S_c(v_i)$  del nodo se puede realizar usando un combinación ponderada de los valores del kernel de cada etiqueta, utilizando los elementos del vector de impacto normalizado como pesos. Si se denotan los kernels de las etiquetas definidas en el universo de discurso de  $U_i$  como:

$$\mathbf{m}_i = [m_1^i \ m_2^i \ \dots \ m_l^i]^T$$

entonces el cálculo de  $S_c(v_i)$  se expresa:

$$S_c(v_i) = \bar{\mathbf{w}} \cdot \mathbf{m} = \sum_{k=1}^l \bar{w}_k^i m_k^i.$$

Para obtener el vector de estado borroso del nodo  $S_f(v_i)$  basta con evaluar la función de pertenencia de cada una de las etiquetas definidas:

$$S_f(v_i) = [\mu_1(S_c(v_i)) \ \mu_2(S_c(v_i)) \ \dots \ \mu_l(S_c(v_i))]^T.$$

Es importante resaltar la diferencia entre el impacto normalizado  $\bar{\mathbf{w}}$  y el vector de estado borroso  $S_f(v_i)$ . Aunque el desemborronamiento de ambos vectores proporciona el mismo valor nítido, ambos vectores son diferentes en general.

Las entradas de  $\bar{\mathbf{w}}$  serán, en general, menos ralas que las de  $S_f(v_i)$ , ya que las primeras son el resultado de los impactos recibidos por el nodo y, en general, pueden tener varios elementos distintos de cero. En particular, si existen relaciones univalentes en el modelo, se espera que haya valores distintos de cero en el primer o último elemento de  $\bar{\mathbf{w}}$ , lo que no significa que necesariamente el valor nítido resultante presente pertenencia distinta de cero a las etiquetas borrosas asociadas con esos elementos.

Para la propagación de los cálculos de un nodo al siguiente es importante utilizar  $S_f(v_i)$  en lugar de  $\bar{\mathbf{w}}$ , dado que si existen relaciones asimétricas o no lineales  $\bar{\mathbf{w}}$  puede activar contribuciones espurias.

Finalmente, es interesante comentar que aunque la existencia de ciclos en los mapas borrosos cognitivos es habitual, la metodología de modelado propuesta actualmente

no los contempla. El principal motivo es que el modelo está centrado en las relaciones físicas entre variables. Es habitual que los productos fluyan aguas abajo durante el proceso de producción, y por tanto es natural que las variables aguas abajo no influyan en variables aguas arriba. Para este tipo de procesos un modelo sin ciclos es la forma natural de modelarlo. Sin embargo, otros procesos sí introducen recirculaciones que componentes que sería posible modelar usando ciclos; en estos casos, sería necesario incluir un modelo equivalente de *lazo cerrado* entre las variables implicadas.

## 2.2 Problema de optimización

El primer paso para plantear el problema de optimización es clasificar las variables implicadas de acuerdo con su papel en el problema:

- **Parámetros (p):** estas son variables de proceso cuyos valores se pueden considerar fijos en la operación, y no seleccionables por el operador de proceso. Ejemplos típicos serían las propiedades de las materias primas, la temperatura ambiente, etc.
- **Variables de salida (y):** estas son las variables que caracterizan la salida de interés del proceso y son las que se incluyen en la función objetivo del problema.
- **Variables de decisión (x):** estas son las variables cuyo valor debe ser fijado por el operador de la planta para alcanzar el objetivo de producción prescrito.

La decisión de qué objetivo se debe buscar dados los valores de  $\mathbf{p}$  es un problema interesante para el que la metodología propuesta puede ser de utilidad. Sin embargo, este proceso de toma de decisiones se deja fuera de esta comunicación, y se supone que los objetivos de elaboración están proporcionados por un vector  $\mathbf{T}$  de valores deseados para cada componente de  $\mathbf{y}$ , junto con una matriz  $Q$  que codifica la importancia relativa de cada salida.

Utilizando esta notación junto con una función objetivo cuadrática clásica, el problema de optimización se puede expresar como:

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{x}_k}{\text{minimize}} \quad & J = (\mathbf{y} - \mathbf{T})^T Q (\mathbf{y} - \mathbf{T}) + \mathbf{x}^T R \mathbf{x} \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{y} = f(\mathbf{x}, \mathbf{p}) \\ & \mathbf{p} = \mathbf{p}^0 \\ & \mathbf{x}_{min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{max} \end{aligned} \quad (8)$$

donde  $R$  denota la matriz que penaliza el esfuerzo de control, y  $\mathbf{p}^0$  representa el conjunto particular de valores de  $\mathbf{p}$  para la situación en concreto. Por su parte,  $f(\cdot)$  denota el modelo borroso que relaciona las distintas variables de proceso.

El análisis del cálculo del estado de un nodo en el modelo incluido en la Sección 2.1.3 arroja luz sobre el tipo de

restricciones impuestas por los modelos en el problema de optimización. Todas las relaciones definidas por estas ecuaciones son – o pueden ser transformadas – lineales, excepto la ecuación (7).

Desafortunadamente, esta relación impone una restricción cuadrática no convexa, ya que el análisis de los autovalores de la matriz asociada muestran la existencia de valores negativos. A pesar de que la no negatividad de las variables del sistema está garantizada, no está garantizado que sean positivas, ya que la pertenencia a una etiqueta puede ser cero. Debido a esta propiedad no se ha podido aplicar programación geométrica [2] para transformar el problema en uno convexo.

El carácter no convexo del problema aconseja una formulación que utilice el mínimo número de variables necesarias para su definición [15], por lo que se han incluido únicamente el valor del estado nítido  $S_c(v_i)$  de cada nodo en el problema, dado que esta variable representa el estado del nodo, y los cálculos se han condensado en una única función no lineal para cada nodo. De esta forma, un problema con  $n$  nodos se compone de  $n$  variables,  $n$  ecuaciones no lineales de igualdad y  $2n$  desigualdades de caja.

Dado que las restricciones no lineales son de igualdad, el problema finalmente se plantea como un problema de optimización no lineal sujeto a restricciones de caja, al incluir las funciones no lineales en la función objetivo.

### 2.3 Inclusión de realimentación

El control run-to-run [12] se desarrolló en la fabricación de semiconductores para controlar la altura de deposición de los componentes, debido a la no disponibilidad de sensores capaces de proporcionar medidas en línea de esta variable. Una vez que se ha producido el lote, se medía fuera de línea el parámetro y se utilizaba la información obtenida para modificar los parámetros del proceso para mejorar la producción del siguiente lote [12].

Los controladores run-to-run son normalmente controladores basados en modelos aumentados con un observador [3]. La idea básica es emplear el observador para estimar las perturbaciones que actúan sobre el sistema y utilizar el modelo para calcular una acción de control que permita compensar la perturbación.

La aplicación de estos principios al sistema llevan naturalmente a aumentar el problema de optimización definido en la ecuación (8), obteniendo una formulación análoga a

la propuesta en [5]:

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{x}_k}{\text{minimize}} \quad & J = (\hat{\mathbf{y}}_k - T)^T Q (\hat{\mathbf{y}}_k - T) + \mathbf{x}_k^T R \mathbf{x}_k \\ \text{subject to} \quad & \hat{\mathbf{y}}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{p}) + \hat{v}_k \\ & \mathbf{p} = \mathbf{p}^0 \\ & \mathbf{x}_{min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{max} \\ & \hat{v}_k = \omega \hat{v}_{k-1} + (1 - \omega) (\mathbf{y}_{k-1} - f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{p}^0)), \end{aligned}$$

donde  $Q$  y  $R$  tienen la misma función que en el problema de optimización original (Eq. 8), y  $\omega$  es el nuevo parámetro de sintonización. Aquí, el subíndice  $k$  se refiere a los distintos lotes o iteraciones, mientras que  $\hat{v}_k$  denota la estimación de las perturbaciones que actúan sobre las variables de salida  $y$ .

Es conveniente comentar la estructura del observador seleccionado. Se han estudiado dos tipos de perturbaciones principales en la literatura de control run-to-run: perturbaciones en escalón y derivas. Las perturbaciones en escalón son un buen modelo de cambios súbitos en las condiciones de operación que permanecen constantes en las sucesivas iteraciones, mientras que las derivas modelan mejor una variación continua entre lotes, tal como la acumulación de suciedad [8].

La estructura del observador seleccionada funciona bien con perturbaciones en escalón y no es tan efectiva ante derivas. La selección de esta estructura implícitamente asigna más importancia a las perturbaciones en escalón que a las derivas. Dado que los modelos son estáticos, una perturbación en escalón es una buena aproximación para un error en la ganancia del proceso [8], o para la existencia de un sesgo en la estimación del valor del parámetro  $p_i$ , que son los casos de uso de mayor interés.

Como se ha comentado,  $\omega$  es el parámetro de sintonización del controlador run-to-run, y debido a consideraciones sobre estabilidad, su valor *debe estar* entre 0 y 1. Good y Qin [5] han proporcionado condiciones para la estabilidad de controladores run-to-run multivariable que sugiere la utilización de este rango de valores; condiciones precisas de estabilidad para la presente propuesta aún no están disponibles, y constituyen una línea futura de investigación.

Valores bajos de  $\omega$  suponen una sintonización agresiva del controlador, mientras que valores altos proporcionan respuestas más conservadoras. En los casos extremos, un valor de 1 supone no aplicar realimentación en absoluto, mientras que un valor de 0 supone considerar que la perturbación que actuará sobre el sistema en la siguiente iteración será idéntica a la observada en la iteración actual.

## 3 Ejemplo de aplicación

La preparación de la pasta es una etapa fundamental en el proceso de elaboración de aceite de oliva virgen

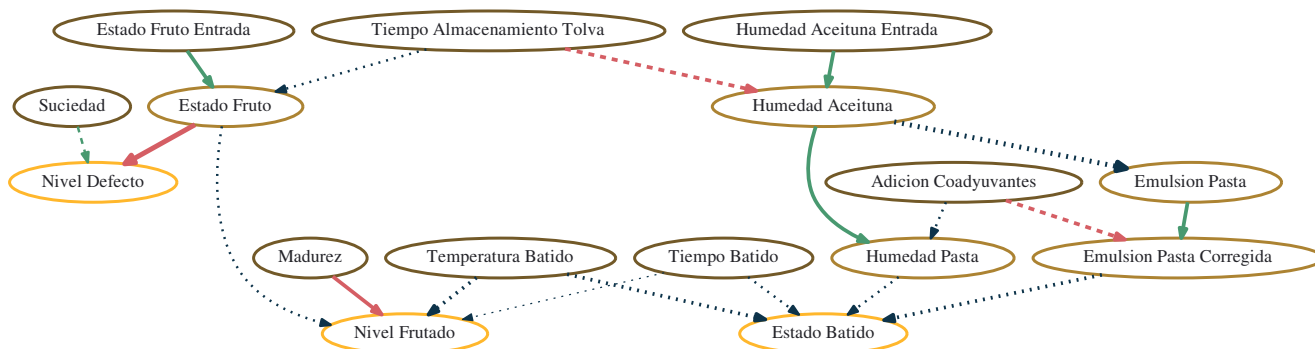


Figura 1: Modelo simplificado de la preparación de la pasta del proceso de elaboración de aceite de oliva virgen.

(PEAOV) que comprende las operaciones desde la recepción del fruto hasta la inyección de la pasta al decánter para separar el aceite del resto de los componentes. La relación de compromiso fundamental existente entre agotamiento y calidad sustancia la necesidad de seleccionar buenos valores para las referencias de las variables de proceso [4]. La Figura 1 muestra un modelo simplificado de esta etapa de preparación de la pasta en el PEAOV.

En este modelo, las características de calidad del aceite consideradas están representadas por los nodos *Defecto* y *Frutado*, representando, respectivamente, la intensidad de aromas desagradables y agradables del aceite. Por su parte, el agotamiento está representado por el nodo *Estado de batido*, que denota el nivel de adecuación de la pasta para la fase de separación del aceite en el decánter.

Las propiedades de las aceitunas de entrada *Madurez* y *Estado del Fruto de Entrada* influyen en los niveles alcanzables de *Defecto* y *Frutado*, mientras que se considera que no afectan a *Estado de Batido*. Por su parte, *Humedad de Aceituna de Entrada* afecta únicamente a *Estado de Batido*. En este ejemplo, *Madurez*, *Estado del Fruto de Entrada* y *Humedad de Aceituna de Entrada* pueden considerarse los nodos dentro de  $\mathbf{p}$ , ya que una vez que las aceitunas se reciben en la almazara el operador no puede seleccionar su valor. Por su parte, *Defecto*, *Frutado* y *Estado de batido* constituyen  $\mathbf{y}$ , mientras que *Suciedad*, *Tiempo de Almacenamiento en Tolva*, *Adición de coadyuvantes*, *Tiempo de batido* y *Temperatura de batido* completan  $\mathbf{x}$ . *Estado del fruto*, *Humedad de Aceituna*, *Emulsión de pasta*, *Emulsión de pasta corregida* y *Humedad de pasta* son variables intermedias que no son directamente manipulables por parte del operador y no constituyen variables de salida de interés del sistema, pero juegan un papel importante en el proceso. Valores elevados de *Tiempo de batido*, *Temperatura de batido* y *Tiempo de Almacenamiento en Tolva* contribuyen a obtener buenos valores de *Estado de Batido*, mientras que contribuyen negativamente a las características de calidad. Finalmente, *Suciedad* contribuye

a incrementar *Defecto* sin afectar al resto de salidas.

La Figura 2 recoge los valores de referencia para las variables manipuladas proporcionadas por el sistema propuesto, junto con las variables de salida del sistema simuladas para un escenario de producción en que el principal objetivo es alcanzar el valor fijado de *Estado de batido* y perturbaciones afectan a *Frutado*. Como se muestra en la Figura, el proceso alcanza el valor especificado para *Estado de Batido* y no llega a alcanzar el valor de *Frutado* debido a la perturbación. La siguiente iteración el sistema propone una modificación de las referencias que permite acercarse ligeramente el valor de *Frutado* sin alterar el valor de *Estado de batido* alcanzado. A partir de este punto, el sistema continúa proporcionando las mismas referencias, ya que no hay ninguna acción de control que permita incrementar el valor de *Frutado* sin perjudicar *Estado de batido*.

Por su parte, la Figura 3 muestra el comportamiento del sistema para el mismo escenario, pero asignando a *Frutado* la máxima prioridad en la función objetivo. Aquí, los valores propuestos por el sistema son más agresivos para alcanzar *Frutado*, a expensas de desviarse del objetivo de *Estado de batido* seleccionado.

Finalmente, una comparación entre las Figuras 3 y 4 ilustran el efecto de  $\omega$  en la respuesta del sistema, mostrando las salidas para  $\omega = 0.2$  y  $\omega = 0.6$  respectivamente. Como se esperaba, un valor más bajo de  $\omega$  proporciona una respuesta más agresiva, llevando al sistema a su estado permanente en un menor número de iteraciones, mientras que valores más altos de  $\omega$  suponen modificaciones más suaves de los valores de referencia de las variables de proceso.

## 4 Conclusiones

Esta comunicación ha presentado una estructura de sistema de apoyo a la decisión basada en mapas cognitivos borrosos, un problema de optimización y un observador que permite implementar un enfoque de control run-to-run, fa-

Cuadro 1: Definición de las variables incluidas en el modelo.

VARIABLE NAME	SYMBOL
Humedad Aceituna	$H_o$
Emulsion Pasta	$P_E$
Temperatura Batido	$T_b$
Nivel Frutado	$F$
Tiempo Batido	$t_b$
Madurez	$R_f$
Estado Fruto	$E_f$
Estado Batido	$K_s$
Emulsion Pasta Corregida	$P_{EC}$
Humedad Pasta	$P_H$
Humedad Aceituna Entrada	$H_o^I$
Adicion Coadyuvantes	$A_c$
Tiempo Almacenamiento Tolva	$T_s$
Estado Fruto Entrada	$E_f^I$
Nivel Defecto	$D$
Suciedad	$D_t$

cilitando la corrección de los valores de referencia suministrados originalmente en el caso de discrepancias entre los valores deseados y las salidas reales del proceso.

La obtención del conocimiento de los expertos de únicamente la relaciones físicas entre variables pueden provocar que los expertos tengan que pensar sobre el proceso en términos distintos a los que habitualmente utilizan cuando lo operan. Sin embargo, el indicar qué variable afecta a cuál y de qué modo es una cuestión que los expertos pueden responder sin excesivos problemas. La determinación de la intensidad de las relaciones puede requerir un ajuste fino, pero las capacidades de aprendizaje de los mapas cognitivos borrosos pueden facilitar el ajuste de estos valores, una vez que la estructura de las relaciones ha sido proporcionada por el experto.

Las líneas de trabajo futuras incluyen necesariamente un análisis en mayor detalle de la estructura del problema del optimización, de forma que el algoritmo de resolución empleado pueda hacer uso de esta estructura para resolverlo de forma eficiente. Las implicaciones de la inclusión de ciclos en el modelo, junto con las condiciones de estabilidad para el controlador run-to-run son también líneas de investigación de interés.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente subvencionado por los proyectos DPI2011-27284, TEP2009-5363 y AGR-6429. P. Cano Marchal ha sido beneficiario de una beca F.P.U. del Ministerio de Educación del Gobierno de España.

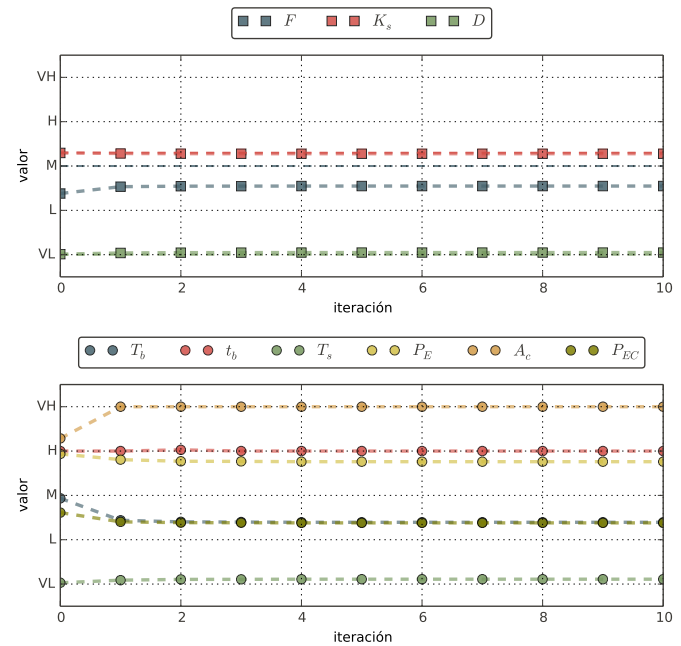


Figura 2: Salidas y valores de referencia para un escenario de producción en que el principal objetivo es obtener el valor prescrito de *Estado de batido* y perturbaciones de proceso afectan el valor de *Frutado*, para  $\omega = 0.2$ .

## Referencias

- [1] I. Allais, N. Perrot, C. Curt, and G. Trystram. Modelling the operator know-how to control sensory quality in traditional processes. *Journal of Food Engineering*, 83(2):156–166, November 2007.
- [2] Stephen P. Boyd and Lieven Vandenberghe. *Convex Optimization*. Cambridge University Press, March 2004.
- [3] W.J. Campbell, S.K. Firth, A.J. Toprac, and T.F. Edgar. A comparison of run-to-run control algorithms. In *American Control Conference, 2002. Proceedings of the 2002*, volume 3, pages 2150–2155 vol.3, 2002.
- [4] P. Cano Marchal, J. Gómez Ortega, D. Aguilera Puerto, and J. Gámez García. Situación actual y perspectivas futuras del control del proceso de elaboración del aceite de oliva virgen. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 8(3):258–269, July 2011.
- [5] R.P. Good and S. Joe Qin. On the stability of MIMO EWMA run-to-run controllers with metrology delay. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 19(1):78–86, February 2006.
- [6] Bart Kosko. Fuzzy Cognitive Maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 24:65–74, 1986.

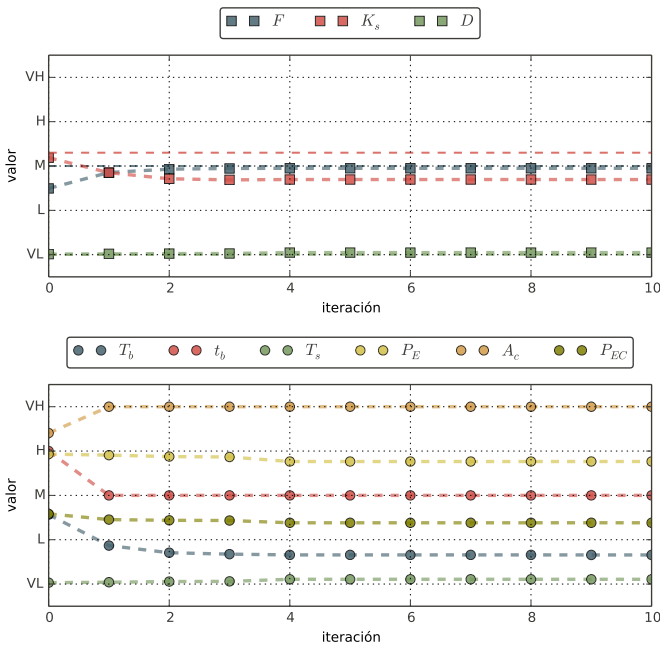


Figura 3: Salidas y valores de referencia para un escenario de producción en que el principal objetivo es obtener el valor prescrito de *Frutado* y perturbaciones de proceso afectan el valor de *Frutado*, para  $\omega = 0.2$ .

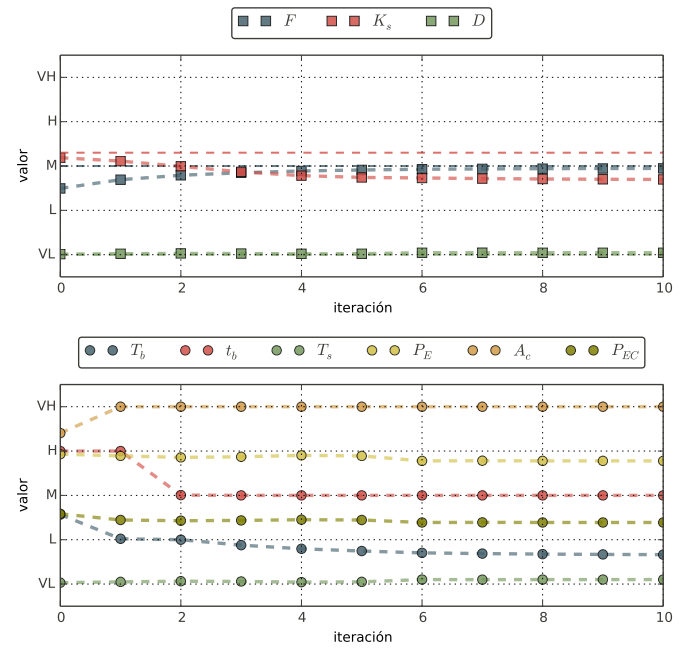


Figura 4: Salidas y valores de referencia para un escenario de producción en que el principal objetivo es obtener el valor prescrito de *Frutado* y perturbaciones de proceso afectan el valor de *Frutado*, para  $\omega = 0.6$ .

- [7] D. E. Koulouriotis, I. E. Diakoulakis, D. M. Emiris, and C. D. Zopounidis. Development of dynamic cognitive networks as complex systems approximators: validation in financial time series. *Applied Soft Computing*, 5(2):157–179, January 2005.
- [8] Shui-Pin Lee, Rouh-Jane Chou, and Sheng-Tsaing Tseng. Stability and performance of a double MEWMA controller for drifted MIMO systems. *IIE Transactions*, 40(7):690–705, 2008.
- [9] Antoni Ligeza. *Logical Foundations for Rule-Based Systems*. Springer, Berlin ; New York, 2nd edition, March 2006.
- [10] Yuan Miao, Chunyan Miao, XueHong Tao, Zhiqi Shen, and ZhiQiang Liu. Transformation of Cognitive Maps. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 18(1):114–124, February 2010.
- [11] S. Joe Qin and Thomas A. Badgwell. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 11(7):733–764, July 2003.
- [12] E. Sachs, A Ingolfsson, and S. Ha. Run by run process control. In *Electronic Manufacturing Technology Symposium, 1990 Proceedings, Competitive Manufacturing for the Next Decade. IEMT Symposium, Ninth IEEE/CHMT International*, pages 184–, October 1990.
- [13] J. P. Shim, Merrill Warkentin, James F. Courtney, Daniel J. Power, Ramesh Sharda, and Christer Carlsson. Past, present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems*, 33(2):111–126, June 2002.
- [14] Piotr Tatjewski. *Advanced Control of Industrial Processes: Structures and Algorithms*. Springer, London, edición: softcover reprint of hardcover 1st ed. 2007 edition, October 2010.
- [15] P. Venkataraman. *Applied Optimization with MATLAB Programming*. John Wiley & Sons, Hoboken, N.J, edición: 0002 edition, March 2009.