

Análisis en línea del estado energético de plantas azucareras

L.F. Acebes*, A. Merino**, R. Alves***, C. de Prada*

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. Universidad de Valladolid. España. ({felipe, prada}@autom.uva.es*)

**Centro de Tecnología Azucarera. Universidad de Valladolid. Edificio Alfonso VIII. 47011 Valladolid, España (e-mail: *alejandro@cta.uva.es*)

***Departamento de Informática y Automática. Universidad de Salamanca. EPSZ, España. (*raul@usal.es*)

Resumen: En este artículo se describe una aplicación para el diagnóstico energético de plantas azucareras que ha sido desarrollada en el Centro de Tecnología Azucarera. Esta herramienta toma datos del proceso real y mediante la utilización de un modelo estacionario del proceso y algoritmos de reconciliación de datos, basados en técnicas de optimización, es capaz de proporcionar información acerca de variables no medidas, detectar desviaciones de las variables medidas y calcular índices relacionados con la eficiencia energética. Dado que la aplicación se va a particularizar para diferentes fábricas, se han desarrollado herramientas que permiten una rápida reconfiguración y reutilización de código. Para ello se ha construido una librería de modelos estacionarios, modulares, parametrizables y reutilizables y se ha empleado un SCADA configurable de desarrollo propio. Copyright © 2009 CEA.

Palabras clave: Aplicaciones industriales del control de procesos, Modelado de procesos e identificación, optimización en tiempo real.

1. INTRODUCCIÓN

La industria azucarera no es ajena al uso de las modernas tecnologías de la información, de hecho los actuales sistemas de control de procesos se ven complementados con sistemas informáticos orientados a la toma de decisiones y ayuda al operario (De Prada C. et al., 2002). Como por ejemplo sistemas expertos orientados a la detección de problemas en la operación del proceso (Schulze & Tzschätzsch, 2003), o aplicaciones para el ajuste de balances de masa y energía a lo largo de la campaña (Schulze & Fietz, 2005) e incluso sofisticados programas informáticos que implementan técnicas de control avanzado.

En los últimos años, la industria azucarera está atravesando una importante crisis causada en parte por la reforma del mercado del azúcar que se ha llevado a cabo en la Unión Europea y en parte por el elevado precio de las materias combustibles fósiles. En este contexto resulta fundamental el desarrollo de metodologías que disminuyan y optimicen el uso de la energía en el sector azucarero, minimizando el consumo energético y maximizando la producción de azúcar y su calidad.

El consumo de energía del proceso, está fundamentalmente relacionado con la producción de vapor y el uso del mismo. De modo que en la optimización económica del consumo energético influyen factores como la presión del vapor que se desea generar en calderas, la reutilización y distribución de los vahos producidos por los evaporadores entre los distintos consumidores y los rendimientos energéticos de todos los consumidores de vapor de la factoría.

En este artículo se presenta una metodología, y un conjunto de herramientas, que permite, en una primera etapa, realizar una aplicación informática para la diagnosis del estado energético del proceso, y, que permitirán, en una segunda etapa la optimización energética del mismo.

La aplicación desarrollada es capaz de ejecutarse en un ordenador convencional, recibe datos de proceso, les aplica un tratamiento matemático, de forma que se ajusten los balances de materia y energía, y devuelve como resultado los valores de proceso corregidos. El grado de corrección de los datos de proceso vendrá determinado por la existencia de redundancia en las medidas de proceso. Como resultado de este tratamiento matemático además de corregir las medidas directas pueden estimarse consumos de vapor de los equipos de proceso y parámetros tecnológicos como coeficientes de transmisión de calor y rendimientos o eficiencias.

La metodología indicada está basada en disponer de un modelo matemático estacionario del proceso que debe ajustar las medidas disponibles. El desarrollo del mismo es uno de los principales problemas que se plantean, el problema es aún mayor cuando la metodología debe ser aplicada a distintas plantas y se hace evidente la necesidad de reutilizar modelos en un entorno amigable y orientado a los ingenieros de proceso.

En el ámbito azucarero existen herramientas para el desarrollo de modelos estacionarios del proceso. Quizás la más conocida sea *SUGARS™* (Weiss, 1999), pero desde el punto de vista de los autores presenta ciertas limitaciones para el desarrollo de las aplicaciones que aquí se plantean (modelos con la causalidad computacional impuesta y carencia de asistentes para la manipulación simbólica del modelo; dificultad para integrar el modelo con herramientas de optimización y conectar el conjunto modelo y optimizador con los sistemas de adquisición de datos; su elevado precio). Existen otras herramientas similares a *SUGARS*, y con sus mismas limitaciones, como *SIMFAD* (Simulación Fábricas de Azúcar y Derivados), desarrollado en Cuba (Sabadi et al., 1991; Sabadi et al., 1992). Así, los autores han optado por el uso de una herramienta de modelado y simulación de propósito general en la que han podido implementar sus propios modelos.

El problema de reconciliación de datos estacionarios de un proceso fue planteado inicialmente en (Kuehn and Davidson, 1961), como un problema de minimización de un índice cuadrático que pesaba la diferencia entre los valores medidos y reconciliados (ajustados) de las variables de un proceso sujeto a las restricciones del balance másico de dicho proceso. Para el caso particular de que todas las variables del modelo fueran medidas y no existieran errores “gruesos” demostró la existencia de una solución analítica. Posteriormente las investigaciones han acercado el problema al mundo real, y las técnicas han evolucionado en tres direcciones: (a) sistemas no lineales y dinámicos; (b) presencia de errores “gruesos” de medida, anotado por primera vez por (Ripps, 1965) y (c) análisis de la redundancia de las medidas y diseño de redes de sensores.

Así, existen trabajos que abordan la reconciliación de datos de sistemas no lineales como (Kelly, 2004; Wongrat et al., 2005). En particular se han desarrollado técnicas para abordar los problemas denominados *bi-lineales* (Simpson et al., 1991), que aparecen en muchos problemas típicos de la ingeniería química.

Con respecto a la reconciliación dinámica de datos, puede indicarse que la investigación está en una fase inicial de su desarrollo, aunque existen trabajos que ya abordan esta problemática (Liebman et al., 1992; Mingfang et al., 2000).

El problema de la identificación de los errores “gruesos” de medida ha sido tratado usando test estadísticos por muchos autores (Tong & Crowne, 1995). También se desarrolló un método SQP para resolver el problema de los errores “gruesos” de medida junto a la reconciliación de datos (Toja & Biegler, 1991). Este mismo problema ha sido abordado recientemente por (Soderstrom et al., 2003) usando programación matemática.

Finalmente el diseño de las redes de sensores y el análisis de la redundancia de medidas puede abordarse mediante métodos de álgebra matricial, teoría de grafos o programación matemática (Narasimhan & Jordache, 2000). En particular (Bagajewicz & Sanchez, 2000), (Bagajewicz, 2001) y (Bagajewicz et al., 2005) formula un problema MI(N)LP al abordar el diseño de las redes de sensores usando ecuaciones de balance no lineales que contienen variables binarias de decisión.

En la industria azucarera existen algunos trabajos que abordan la reconciliación de datos. En (Urbaniec, 1989) se detallan los aspectos energéticos de una factoría azucarera, incluyendo modelos matemáticos y técnicas de optimización. En (Mazaeda & De Prada, 2003) se trata la reconciliación de datos en una sección productiva con pocas medidas, la sección de difusión. En (Chuaprasert et al., 1999) se aborda la reconciliación de datos en un caso simple, evaporador de película descendente, en base a modelos desarrollados con Aspenplus.

El artículo está organizado de la siguiente manera. En la sección 2 se describe brevemente el proceso de producción del azúcar, en particular la producción y consumo de vapor en el mismo. En la sección 3 se plantean las opciones para abordar el problema de reconciliación de datos, detallándose la opción seleccionada para resolver dicho problema. En la sección 4 se muestra el enfoque utilizado para resolver el problema del modelado del proceso. La opción seleccionada se basa en el desarrollo de una librería de modelos estacionarios de unidades de proceso en un lenguaje de modelado de sistemas físicos orientado a objetos y basado en ecuaciones. También se detalla la implementación del problema

de optimización dentro de un experimento de simulación. Posteriormente, en la sección 5, se muestra la aplicación desarrollada e implementada en fábrica. Finalmente se indican algunas conclusiones, así como el trabajo futuro.

2. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO AZUCARERO

2.1 Proceso global

La remolacha (Figura 1), materia prima de la que se obtiene el azúcar en la mayoría de las factorías azucareras europeas, se analiza al llegar a fábrica y se lava para eliminar el material silíceo que la acompaña. Mediante unos molinos de platos horizontales se corta en tiras delgadas llamadas cosetas. Estas se llevan a la etapa de difusión, en la que utilizando agua caliente se extrae la sacarosa de las mismas. En la etapa de difusión se obtiene un jugo verde y un residuo agotado, conocido como pulpa (Mc Ginnis, 1982), (Van der Poel et al, 1998).

La pulpa contiene entre un 92% y un 98% de agua y debe secarse bien y pronto, para evitar su destrucción por microorganismos. La pulpa se prensa antes del secado, consiguiéndose un considerable ahorro de energía y la recuperación de parte del agua y del azúcar que aún contiene. La pulpa prensada se lleva a los secaderos, donde usando los gases de combustión producidos en un hogar, se evapora el agua que no puede ser eliminada por métodos mecánicos. La pulpa seca obtenida, que contiene un 10% de humedad, se utiliza para la alimentación del ganado.

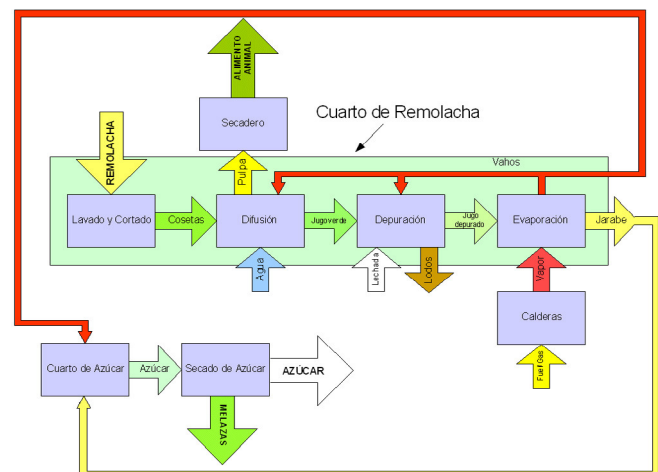


Figura 1. Esquema del proceso azucarero.

Por otro lado, el jugo verde obtenido en la difusión debe purificarse al máximo posible para eliminar las sustancias que no son sacarosa. Para ello se introduce en la sección de depuración, en la que mediante un tratamiento químico, se consiguen precipitar los no azúcares que son separados del jugo mediante filtración. El jugo depurado obtenido se concentra en la sección de evaporación mediante el aporte de calor, por medio de vapor, evaporando parte del agua que contiene. El jugo concentrado que se obtiene se lleva finalmente al cuarto de azúcar. En el cuarto de azúcar tiene lugar la cristalización de la sacarosa, que se produce mediante la evaporación de parte del agua que aún contiene el jarabe en condiciones de sobresaturación. Este proceso se repite en dos o tres ocasiones hasta que no puede extraerse más azúcar de la melaza final. A continuación es necesario separar los cristales de las aguas madres, lo cual se realiza mediante centrifugación. Finalmente el azúcar es secado y almacenado, para su empaquetado distribución y venta.

2.1 Eficiencia energética

En el proceso azucarero, junto a las secciones encargadas del procesado de la remolacha para obtener azúcar existen calderas encargadas de producir vapor de alta presión. Dicho vapor se utilizará en la sección de evaporación una vez reducida su presión en turbinas de vapor, en las cuales se produce energía eléctrica para su uso en la factoría e incluso venta al exterior en caso de producirse exceso de esta. La evaporación de jugo en la industria azucarera se realiza utilizando una configuración denominada de “efecto múltiple”, es decir, se aprovechan los vahos que se producen en unos evaporadores como medio de calefacción en otros, que estarán a una presión menor. Como resultado se dispone de varios caudales de vapor a diferentes presiones. El vapor que se produce en la sección de evaporación, además de en la evaporación misma, se utiliza como medio de calefacción en otras partes del proceso, como intercambiadores de calor, cristalizadores, difusores, etc. Resulta por tanto muy importante un emparejamiento óptimo entre los diferentes productores y consumidores de vapor (Figura 2).

Otra decisión importante que afectan al rendimiento energético del proceso es la elección de los valores de ciertos puntos de consigna en la sección de evaporación, en particular la presión del vapor vivo suministrado a la evaporación y la concentración en azúcar y el caudal del jarabe producido en la evaporación.

Por otro lado, analizando el comportamiento de los distintos productores y consumidores puede determinarse su eficiencia energética y, en base a ella, detectar funcionamientos anómalos (por ejemplo presencia de incondensables) o ensuciamiento de equipos. Para ello es preciso que se establezca el estado energético de la planta, y en particular de cada unidad de proceso que consume vapor, que implica el ajuste de las variables medidas y el cálculo de otras variables no medidas y de parámetros tecnológicos de modo que satisfagan un modelo del proceso que garantice los balances de materia y energía.

Figura 2. Esquema de productor frente a consumidores de vapor

En la sección de calderas y turbinas debe analizarse el rendimiento de las turbinas encargadas de generar energía eléctrica, ya que un rendimiento no adecuado de las mismas indica un funcionamiento no óptimo que puede ser mejorado.

Finalmente indicar que las plantas de producción de azúcar generalmente son controladas por un sistema de control distribuido y supervisadas desde un SCADA. Así, para disponer

de los valores medidos debe accederse a bases de datos que almacenan los valores de las magnitudes medidas por los sensores y los resultados de los análisis químicos que se realizan en el laboratorio. Hoy en día *OPC*, *OLE for Process Control* (Frant & Jurgen, 2002), resulta ser un estándar “*de facto*” presente en la industria de proceso que facilita la tarea de acceder a datos del proceso y su suministro a las aplicaciones informáticas encargadas de la supervisión, control y optimización del proceso.

3. RECONCILIACIÓN DE DATOS

En las plantas de proceso continuo se miden un conjunto de variables de proceso, otras no se miden por razones económicas o tecnológicas (aunque en ocasiones puede ser necesario obtener estimaciones fiables de algunas de ellas). Además, las medidas pueden estar contaminadas con ruido y errores gruesos, por lo que resulta interesante disminuir la incidencia de dichos errores. La reconciliación de datos es la técnica que usando técnicas de optimización, aprovecha la existencia de un modelo de la planta y, si es posible, de cierta redundancia en las medidas para resolver ambos problemas. La reconciliación de datos es útil *per se* (ofrece una visión coherente del estado de la planta) y es necesaria para el funcionamiento de otras aplicaciones como las de detección de fallos u optimización en línea.

Un modelo matemático estacionario del proceso estará formado por n ecuaciones algebraicas de la forma $f_j(\bar{x}, \bar{p}) = 0$, donde \bar{x} es el conjunto de variables del modelo y \bar{p} el conjunto de parámetros. El conjunto de las x variables del modelo está formado por las m variables medidas (\bar{x}_m) y las no medidas (\bar{x}_{nm}), de modo que $\bar{x} = \{\bar{x}_m, \bar{x}_{nm}\}$. El problema matemático resulta ser encontrar el valor de los parámetros desconocidos y el de las variables no medidas, así como ajustar el valor de las variables medidas, de modo que se satisfagan las ecuaciones del modelo del sistema. Dicho problema puede plantearse de dos formas, en base al cálculo de los residuos del modelo o en base a la resolución de un modelo matemático simbólicamente manipulado.

3.1 Formulación basada en residuos

En el primer caso, Figura 3, cada ecuación del modelo $f_j(\bar{x}, \bar{p}) = 0$ se sustituye por otra análoga en la que se calcula el residuo de la misma $f_j(\bar{x}, \bar{p}) = r_j$, y el problema de optimización a plantear resulta ser encontrar los valores de los vectores \bar{x} y \bar{p} que minimicen el índice J . Donde

$$J = \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot r_j^2 + \sum_{j=1}^m \beta_j \cdot (x_{m,j} - x_{r,j})^2, \text{ siendo } x_{m,j} \text{ cada una de las } m$$

variables medidas y $x_{r,j}$ cada uno de los m valores reconciliados de las variables medidas (α_j y β_j son pesos asociados a los valores medios de las magnitudes y residuos considerados y podrán ajustarse en función de la confianza que se tenga los aparatos de medida o de la precisión del instrumento).

Este problema puede plantearse de forma general independientemente del número de variables medidas de que se disponga, y adicionalmente el modelo matemático no debe ser manipulado porque las entradas serán siempre los vectores \bar{x} y \bar{p} y la salida el vector de residuos \bar{r} . Adicionalmente el planteamiento de ecuaciones con residuo permite que en el valor de los mismos se asimilen los posibles errores de modelado o inexactitud de las ecuaciones. Por último, considerar que todas

las variables y parámetros son manejados por el optimizador, lo cual incrementa el tamaño del problema de optimización y la dificultad de encontrar una buena solución.

Figura 3. Planteamiento basado en modelo con residuos

3.2 Formulación basada en el modelo manipulado

En el segundo caso (Figura 4), el problema de optimización a plantear resulta ser encontrar el valor de los vectores \bar{x} y \bar{p} cuyos valores minimicen el índice J , donde

$$J = \sum_{j=1}^m \beta_j \cdot (x_{m,j} - x_{r,j})^2, \text{ siendo } x_{m,j} \text{ cada una de las } m$$

variables medidas y $x_{r,j}$ cada uno de los m valores reconciliados (o calculados) de las variables medidas y satisfagan las n ecuaciones del modelo $f_j(\bar{x}, \bar{p}) = 0$.

En este segundo caso el modelo matemático debe manipularse de forma que se seleccionen $cc = p + x - n$ variables del modelo como entradas que se denominarán condiciones de contorno. Así el vector de variables (\bar{x}) estará formado por las cc condiciones de contorno seleccionadas (\bar{x}_{cc}) y las variables calculadas como salida del modelo (\bar{x}_c), de modo que $\bar{x} = \{\bar{x}_{cc}, \bar{x}_c\}$. El modelo matemático debe manipularse de modo que las n ecuaciones originales se manipulen para calcular cada uno de los parámetros desconocidos del modelo (\bar{p}) y las que se han denominado variables calculadas (\bar{x}_c), de modo que el modelo matemático, en formulación vectorial, resulte ser $\bar{g}(\bar{x}_{cc}) = \{\bar{x}_c, \bar{p}\}$.

Algunas de las condiciones de contorno (\bar{x}_{cc}) serán variables de decisión manipulables por el optimizador, pudiendo ser todas o algunas de ellas variables medidas, y el resto serán supuestas con valor conocido y correcto a partir de las medidas del proceso o impuestas por el usuario. Las variables medidas, que no pertenezcan al conjunto de condiciones de contorno, se consideran como datos a comparar con las salidas que se obtengan al resolver el modelo matemático (\bar{x}_c).

En el caso de que m sea menor o igual que cc el problema no tiene redundancia y obligatoriamente debe plantearse de modo que algunas de las variables medidas no se consideren variables de decisión y así su valor se use para compararlo con la salida del modelo. Ya que si se seleccionan todas las variables medidas como condiciones de contorno, y en particular como variables de decisión, el índice J no se verá afectado por las decisiones que tome el optimizador y no podrá resolverse el problema de reconciliación de datos.

Así, cuanto menor sea la redundancia más crítico es seleccionar de modo adecuado las condiciones de contorno del modelo. Evidentemente un mismo modelo matemático sin manipular admite muchas posibilidades de selección de condiciones de contorno, que dependen del número de ecuaciones, parámetros y variables. El criterio de selección de las condiciones de contorno debe ser doble: primero, analizando la sensibilidad del modelo matemático (Sobol & Kucherenko, 2005), es decir como afecta

la variación de las condiciones de contorno seleccionadas a los valores de las variables calculadas y parámetros del modelo; y segundo atendido a la complejidad del modelo matemático resultante después de la manipulación simbólica (número de lazos algebraicos, linealidad y dimensión de los mismos). Es evidente que el proceso de selección de las condiciones de contorno es algo heurístico y requiere una implicación directa del personal que desarrolle la aplicación y no puede generalizarse.

Figura 4. Planteamiento basado en el modelo manipulado simbólicamente

Este segundo planteamiento tiene la ventaja con respecto al primero que el número de variables de decisión es mucho menor (en el primer planteamiento todas las variables y parámetros son manejados por el optimizador). Sin embargo, añade la dificultad de seleccionar de un modo óptimo las condiciones de contorno y además el modelo debe manipularse de acuerdo al conjunto de condiciones de contorno seleccionadas. Así, este segundo planteamiento, que es el seleccionado por los autores, implica la necesidad de usar una herramienta de modelado que incorpore funcionalidades relativas a la manipulación simbólica de ecuaciones.

4. MODELADO

Como se puede deducir de lo indicado en el punto anterior los modelos a desarrollar desde el punto de vista de su formulación deben presentar ciertas características:

- Basados en primeros principios (balances de masa y energía, ecuaciones de transferencia de masa y energía y propiedades físico-químicas de los productos asociados a los balances).
- Estacionarios y por tanto formulados en forma de ecuaciones algebraicas.
- Manipulables simbólicamente de un modo eficiente, eligiendo el usuario las condiciones de contorno del modelo.
- Adaptables, de forma sencilla, a distintas factorías.

Desde el punto de vista de su uso e implementación deben presentar las siguientes características:

- Permitir formular experimentos de simulación en los que se plantee y resuelva el problema de optimización.
- Posibilitar la conexión de la aplicación de simulación en la que se plantea el problema de reconciliación con el SCADA en el que se implementará la interfaz gráfica de usuario para el manejo de la aplicación instalada en fábrica.

Con los requerimientos relativos a la formulación del modelo se escogió como herramienta de modelado y simulación una de las del grupo de las herramientas de modelado orientadas a objetos y basadas en ecuaciones (*EBOOML*, *Equation Based Object Oriented Modelling Language*). *Modelica* es una iniciativa internacional de estandarización de los mismos (Modelica, 2008), existiendo herramientas que ya implementan ese estándar, como por ejemplo *MathModelica* (Mathcore, 2008) o *Dymola* (Dynamis, 2008).

En general se seleccionó una herramienta del tipo *EBOOML* porque permiten:

- Desarrollar librerías de modelos reutilizables, de modo que cada componente pueda asimilarse a una unidad de proceso conectable a otras de un modo topológico a través de puertos físicos (en este caso tuberías de jugos, agua y vapor).
- Describir cada uno de los modelos componentes en base a ecuaciones.
- Obtener el modelo matemático de todo el sistema a partir de la conexión de elementos componentes.
- Manipular de forma automática el modelo global del sistema con la única especificación por parte del usuario de las variables de contorno.
- Modelar el sistema de una forma gráfica, como si se estuviera dibujando un esquema de proceso.

En particular de entre las *EBOOML* se ha seleccionado *EcosimPro*® (EA, 2008) porque el modelo de simulación final, junto al experimento de simulación, es un código abierto que se genera en forma de DLL o de clase C++ que puede ser fácilmente integrado dentro de otras aplicaciones.

Así, se ha desarrollado una librería de unidades de proceso en el entorno *EcosimPro*, que por medio de los mecanismos de composición permite la generación del modelo matemático del proceso global, el análisis del mismo y la selección de condiciones de contorno más adecuadas, la obtención del modelo de simulación a partir de la manipulación simbólica del modelo global y la definición del experimento de simulación en el que se implementa la tarea de reconciliación de datos.

La librería de modelos desarrollada es una simplificación, y adaptación de una librería de modelos, en este caso dinámicos, desarrollados con el objetivo de simular el proceso de producción del azúcar, y su sistema de control, dentro de un entorno de simulación para la formación de operarios de sala de control (Merino, 2008).

```

COMPONENT Evaporador
PORTS
  IN f_jugo (Mix=jugo)      jugo_in
  IN vapor (saturado=TRUE) vapor_in
  OUT vapor (saturado=TRUE) vahos_out
  OUT liquido (Mix=agua)   cond_out
  OUT f_jugo (Mix=jugo)    jugo_out
DATA
  REAL A = 5200.0          "Área de intercambio de calor m^2"
  REAL Kp = 1.            "Pérdidas de calor (tanto por 1)"
DECLS
  REAL Q                  "Flujo de calor (W)"
  REAL U = 2000           "Coeficiente global de transmisión de calor(W/m^2*°C)"
CONTINUOUS
  ----- Cámara de jugo-----
-- Balance de energía
  Q = vapor_in.W*c_lat_vap_w(vapor_in.P)*Kp
--Balance global de materia
  jugo_out.W = jugo_in.W-vahos_out.W
-- Balance a la concentración
  jugo_in.C[azucar]*jugo_in.W = jugo_out.C[azucar] * jugo_out.W
-- Ecuación que relaciona las proporciones de cada componente y que supone que se
  mantiene la pureza constante
  jugo_out.C[no_azucar] = jugo_out.C[azucar] /
  jugo_in.C[azucar]*jugo_in.C[no_azucar]
-- Cálculo del calor a partir del coeficiente
  Q = U/1000 * A * (cond_out.T-jugo_out.T)
  ----- Cámara de vapor-----
-- Se supone vapor saturado a la entrada y liquido saturado a la salida y que no existe
  pérdida de calor
-- ni transmisión de calor sensible.
  vapor_in.P = pres_sat_w(vapor_in.T)
  INVERSE (vapor_in.T) vapor_in.T = temp_sat_w(vapor_in.P)
  cond_out.T = vapor_in.T
  cond_out.P = vapor_in.P
  cond_out.W = vapor_in.W
END COMPONENT

```

Figura 5. Código *EcosimPro* de un evaporador.

Por ejemplo, en la Figura 5 se muestra un componente *EcosimPro* de un evaporador en el que puede observarse su interfaz (campo PORTS) formado por las tuberías de entrada y salida de jugo, entrada de vapor y salidas de vahos condensado; su modelo matemático (campo CONTINUOUS) y los parámetros tecnológicos del mismo (campo DATA).

Generado el modelo de simulación debe definirse el experimento que se realizará sobre él (Figura 6). En este experimento se calcularán los valores óptimos de las variables de decisión, que minimizan la función objetivo. Para ello, desde el experimento, se invoca la ejecución de una rutina de optimización ubicada una librería externa denominada *NAG C*® (NAG, 2008). En la llamada a la rutina de optimización se pasan como argumentos el nombre de la función objetivo a minimizar (definida en el experimento de simulación), las variables de decisión y sus límites superior e inferior y la precisión deseada en la solución.

La rutina de optimización llama a la función objetivo, que recibe como parámetros los valores de las variables de decisión propuestos por el optimizador, ejecuta la simulación, con los valores devueltos por la simulación calcula el valor de la función de costo que envía al optimizador, este decide como cambiar las variables de decisión y vuelve a repetir los pasos anteriores hasta que encuentra la solución óptima.

Figura 6. Llamada al optimizador desde experimentos en *EcosimPro*.

5. IMPLEMENTACIÓN EN FÁBRICA

5.1 Herramientas de desarrollo

En este apartado se describe el sistema software desarrollado. Este incluye una interfaz gráfica de usuario, una aplicación encargada del proceso de reconciliación de datos y las comunicaciones entre ambas y el proceso industrial. En conjunción con esto existen una serie de herramientas de configuración, para los desarrolladores, que permiten adaptar el sistema a distintos usos particulares.

Dentro del sistema desarrollado se pueden distinguir dos arquitecturas, dependiendo de si está en fase de desarrollo o si está en fase de producción. En fase de desarrollo, mediante el uso de una serie de herramientas, se configura el sistema para

una aplicación/factoría particular, mientras que en fase de producción esta configuración se pone en funcionamiento en fábrica. Cada una de estas arquitecturas emplea una serie de herramientas, como se muestra en las figuras 7 y 8.

En el sistema se pueden diferenciar dos partes: el optimizador y el sistema supervisorio, que será el encargado de hacer llamadas al optimizador con datos obtenidos de planta y laboratorio, y de recoger y almacenar los resultados.

El optimizador generado por EcosimPro no es directamente utilizable por el sistema SCADA, de manera que tiene que ser adaptado. Para ello se emplean las siguientes herramientas (Figura 7):

- **AdaptaDLL:** Toma el código C++ generado por EcosimPro a partir del modelo de simulación y el experimento de reconciliación de datos y genera una DLL (Dinamyc Link Library) que contiene la simulación con el optimizador.
- **OptimCOM:** La DLL creada con *AdaptaDLL* podría ser llamada directamente desde el sistema SCADA pero esta quedaría incrustada dentro del código del mismo. En vez de realizar esto se ha creado un componente COM (Component Object Model) (Gordon, 2002) que será el que contenga la DLL con el optimizador y manejará su ejecución. Con esto se consigue una mayor independencia entre el sistema SCADA y el optimizador, permitiendo la ejecución paralela de ambos y la tolerancia a posibles fallos, de forma que si se produce un fallo en el optimizador (datos de entrada erróneos al optimizador, por ejemplo) el sistema SCADA no falle también.

El sistema supervisorio empleado es de desarrollo propio, *EDUSCA* (Alves et al, 2006). Este ha sido modificado para incluir las funcionalidades que hacen posible las llamadas al optimizador. Para aplicarlo a una planta particular se requieren realizar una serie de configuraciones mediante una herramienta denominada *SetupEDUSCA*, en la cual se definen los datos a adquirir, representaciones a mostrar, la captura de históricos, etc. Además se configura la llamada al optimizador seleccionando cual es la DLL deseada, los datos de entrada y salida, y la frecuencia de llamada. Finalmente *EDUSCA*, a partir de la configuración creada realiza la toma de datos vía OPC; filtrado de los datos de proceso y cálculo de medias móviles de dichas variables (ya que al optimizador no se le pasan valores instantáneos y si valores medios); llamadas al optimizador con una determinada periodicidad; etc.

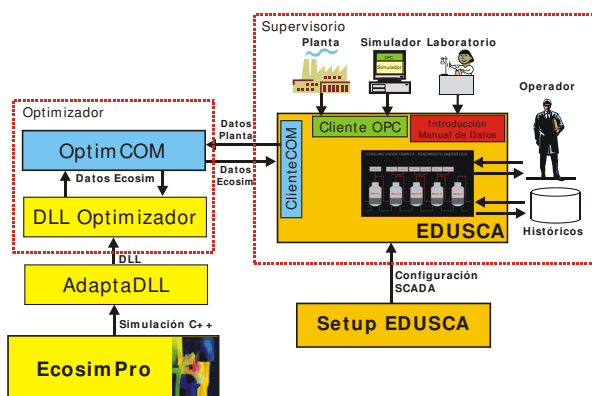


Figura 7. Arquitectura del sistema en fase de desarrollo.

Durante la fase de desarrollo los datos procedentes de planta se adquieren de simulaciones dinámicas del proceso desarrolladas para un simulador de entrenamiento de operarios y validadas con datos de proceso y personal de fábrica (Merino & Acebes, 2005).

Una vez configurado el sistema (optimizador y supervisorio), y validado en simulación, se puede poner en marcha capturando datos de la planta real. Así, en fase de producción, ejecución en planta, intervienen el optimizador y el supervisorio con sus configuraciones correspondientes (Figura 8). El sistema supervisorio obtiene datos de planta y de laboratorio y estos se emplean en las llamadas al optimizador. Una vez acabados los cálculos de optimización los resultados son recogidos y almacenados por el supervisorio permitiendo al operador consultar los diferentes históricos, tanto de datos de planta como de datos obtenidos del optimizador. Además, el operador puede invocar puntualmente la ejecución del optimizador.

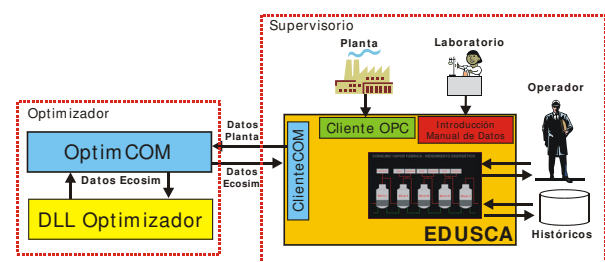


Figura 8. Arquitectura del sistema en fase de producción.

5.2 Resultados

La metodología expuesta ha sido aplicada a la fábrica de Toro perteneciente a la empresa Azucarera Ebro S.L y a la factoría de Olmedo de la cooperativa ACOR. Desarrollándose sendas aplicaciones para cada una de las factorías. Un ejemplo de los muchos sinópticos de la interfaz gráfica de usuario de una de las aplicaciones desarrolladas puede verse en la Figura 9.

Figura 9. Uno de los esquemáticos de la interfaz gráfica de la aplicación de optimización: caldera 2

De forma sintética puede indicarse que las aplicaciones instaladas en fábrica permiten:

- Acceder desde su interfaz gráfica a datos medidos y su correspondiente corrección (en la Figura 10 puede observarse el efecto de dos variables reconciliadas, una presenta alta desviación y la otra no presenta desviación) y a variables no medidas, algunas de ellas relevantes para la evaluación energética, como pueden ser los consumos de vapor.

- Evaluar índices energéticos, consumos de vapor, cálculo de coeficientes de transmisión de calor y rendimientos de calderas y comparación con los valores teóricos. (Figura 11). Para tener una estimación del orden de magnitud del problema, y en el caso de una de las factorías, indicar que la aplicación recibe 120 datos de proceso y 10 del laboratorio y estima el valor de 79 variables y 33 parámetros tecnológicos.
- Visualizar el valor de ciertas variables durante toda la campaña azucarera, de forma que se proporcione información acerca de malfunciones o ensuciamiento progresivo de equipos de proceso.

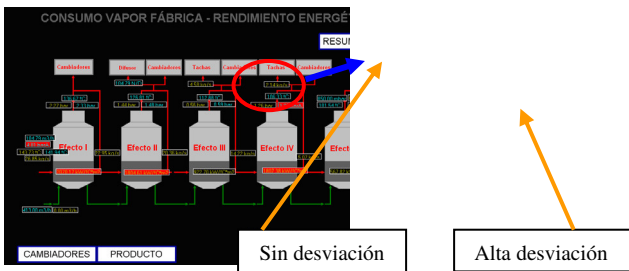


Figura 10. Inconsistencia en las medidas de proceso.

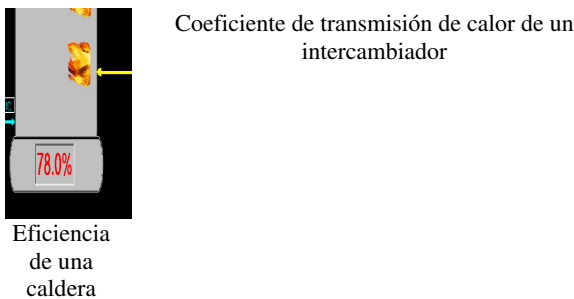


Figura 11. Índices de comportamiento.

6. CONCLUSIONES

Se ha desarrollado una metodología y un conjunto de aplicaciones que permiten automatizar el desarrollo de una herramienta para la evaluación energética de una planta azucarera. La herramienta utiliza un modelo estacionario del proceso y algoritmos de optimización para determinar el valor de variables no medidas, detectar desviaciones en las medidas de proceso y proporcionar información acerca de la eficiencia energética, resultando una herramienta muy útil para obtener una estimación del estado energético global de la factoría.

Las aplicaciones se han instalado en fábrica y se han puesto a punto durante la parte final de la campaña azucarera 2008/09 y aunque los resultados obtenidos son aparentemente consistentes, han de ser tratados con cuidado, ya que la redundancia existente en las fábricas analizadas hasta el momento es muy baja. Dicha redundancia es del orden del 1.5%, en principio es un valor bajo que hace pensar que los resultados mejorarían notablemente si se aumentasen el número de sensores, en especial los de caudal y alguno específico de concentración de azúcar. De hecho las dos aplicaciones desarrolladas estarán en periodo de pruebas durante la campaña azucarera 2009/10. Por esa razón aún no pueden suministrarse resultados de la eficacia del método propuesto. Además de analizar los resultados generados por la herramienta, se pretende evaluar su impacto y el posible beneficio económico, así como la aceptación por parte de los ingenieros de la planta.

El problema de los errores gruesos aún no ha sido considerado. En función de los resultados que se obtengan se incorporarán al optimizador las capacidades necesarias para el ajuste de los datos en presencia de errores gruesos.

En una segunda etapa, y como trabajo futuro, se deben abordar varios problemas:

- Incluir en el módulo de reconciliación de datos el cuarto de azúcar, que resulta ser el gran consumidor de vapor de la evaporación y que funciona de forma discontinua o por lotes. Actualmente el consumo de vapor de la sección de tachas (o cristalizadores al vacío) se reconcilia a partir de las medidas disponibles en la evaporación, pero se pretende estimar dicho consumo a partir de medidas del cuarto de azúcar que aún no se han utilizado. Esto implica que deba abordarse como describir un sistema por lotes dentro de un modelo de carácter estático.
- Considerada la sección de cristalización se desarrollará un módulo de ayuda a la decisión. Este módulo, basándose en la información proporcionada por la herramienta de evaluación desarrollada y utilizando algoritmos de optimización, decidirá acerca de aspectos importantes relacionados con la utilización del vapor en la factoría (asignación entre productores y consumidores de vapor, secuenciamiento de cristalizadores y puntos de consigna óptimos).

AGRADECIMIENTOS

El desarrollo de este proyecto ha sido posible gracias a la financiación de las empresas: Azucarera Ebro S.L y ACOR.

REFERENCIAS

- Alves R., Normey-Rico J.E., Merino A., Acebes L.F. & de Prada C. (2006). EDUSCA (EDUCATIONAL SCADA): Features and Applications. *7th IFAC Symposium in Advances in Control Education. ACE 2006*, Madrid, Spain.
- Bagajewicz and Sanchez (2000), Reallocation and upgrade of instrumentation in process plants, *Computers and Chemical Engineering*, vol. 24, pp. 1945–1959.
- Bagajewicz M. J. (2001). Process Plant Instrumentation: Design and upgrade. *Thechnomic Publications*.
- Bagajewicz, Markowski and Budek (2005), Economic value of precision in the monitoring of linear systems, *AIChE Journal*, vol. 4, pp. 1304–1309.
- Chuaprasert, Douglas, Minh Nguyen (1999), Data reconciliation of an agitated thin film evaporator using Aspenplus, *Journal of food engineering*, vol. 39, num 3, pp. 261-267.
- Crowne, C.M. (1996). Data reconciliation progress and challenges. *Journal of Process Control*. vol 6, N: 2/3.
- De Prada, C., Alonso C., Morilla F. (2002). Supervision and advanced control in a beet sugar factory. *Computational Techniques in Food Engineering*, Ed. CIMNE, pp 103-112.
- Dynasim (2008). <http://www.dynasim.se>
- EA (2008). EcosimPro by EA Internacional, Dynamic Modeling & Simulation Tool, <http://www.ecosimpro.com>
- Frant I. and Jurguen L. (2002). OPC-Fundamentals, Implementation and Application, 2002.
- Gordon A. (2000). *Programación COM y COM+*. Ed. Anaya Multimedia, 2000.
- Kelly (2004). Techniques for solving industrial nonlinear data reconciliation problems, *Computers and Chemical Engineering*, vol. 28, pp. 2837–2843.
- Kuehn and Davidson (1961) Computer control. II. Mathematics of control, *Chemical Engineering Progress*, vol. 57, pp. 44–47.

- Liebman, Edgar and Lasdon (1992). Efficient data reconciliation and estimation for dynamic processes using nonlinear programming techniques, *Computers and Chemical Engineering*, **vol. 16**, pp. 963–986.
- Mathcore (2008). <http://www.mathcore.com>
- Mazaeda, R. and De Prada, C. (2003). Real Time Optimisation of a Sugar Factory, CITS proceedings Madrid.
- Mc Ginnis R. A. (1982). *Beet sugar technology*. 3d Edition. Beet Sugar Development Foundation. Colorado, USA.
- Merino A., Acebes L.F. (2005). A training simulator for the evaporation section of a beet sugar production process. The 2005 European Simulation and Modelling Conference. 24-26 October. Porto, Portugal.
- Merino A. (2008). *Librería de modelos del cuarto de remolacha de una industria azucarera para un simulador de entrenamiento de operarios*. Tesis Doctoral. Univ. de Valladolid.
- Mingfang, Bingzhen and Bo (2000), An Integral approach to dynamic data rectification, *Computers and Chemical Engineering*, **vol. 24**, pp. 749–753.
- Modelica (2008). <http://www.modelica.org>.
- NAG (2008). Numerical Algorithm Group. <http://www.nag.co.uk>
- Narasimhan and Jordache (2000), *Data reconciliation and gross error detection—an intelligent use of process data*, Gulf Publishing Company, Houston, Texas (2000).
- Ripps (1965) Adjustment of experimental data, *Chemical Engineering Progress Symposium Series*, **vol 61**, pp. 8–13.
- Sabadi, R., Armas, C.M. de; Fernandez, V.; Rodriguez, F.; Torres, A.; Vega, E. de la (1991). SIMFAD: Un sistema para la simulación de fábricas de azúcar y derivados. Parte I: Descripción de módulos de procesos. *Cuba Azúcar*, **vol. 25**, num. 4.
- Sabadi, R., Hurtado, R., Nieto, F, Priede, A.; Fernandez, D.; Mesa, J. (1992). SIMFAD: Un sistema para la simulación de fábricas de azúcar y derivados. Parte II: La estructura computacional. *Cuba Azúcar*, **vol. 26**, num. 1, pp. 3-9.
- Schulze B-C, Fietz N-K. (2005) Management Systems-Software Solutions for today's sugar industry. *International Sugar Journal*, **vol. 107**, **num. 1274**, pp: 104-109.
- Schulze B-C, Tzschätzsch O. (2003). Management & Expert Systems Online-Tools for Sugar Processing, SIT Proceedings Hamilton Island.
- Simpson, Voller and Everett (1991), An efficient algorithm for mineral processing data adjustment, *International Journal of Mineral Processing*, **vol. 31**, pp. 73–96.
- Sobol' IM, Kucherenko SS. (2005). Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models. *Review: Wilmott Magazine* (1): pp. 56–61.
- Soderstrom, Himmelblau Edgar (2003), A mixed integer nonlinear optimization based approach to simultaneous data reconciliation and bias identification, Proceedings of the FOCAPO-2003 conference Coral Springs, Florida.
- Toja and Biegler (1991), Simultaneous strategies for data reconciliation and gross error detection of nonlinear systems, *Computers Chemical Engineering*, **vol. 15**, pp. 679–690.
- Tong, H., Crowne C. (1995). Detection of gross errors in Data Reconciliation by principal component analysis. *AIChE Journal*, **vol. 41**, pp. 1712–1722
- Urbaniec K. (1989). *Modern Energy Economy in beet sugar factories*. Ed. Elsevier, 1989.
- Van der Poel P. W., Schiweck H., Schwartz T. (1998). *Sugar Technology: Beet and Cane Sugar Manufacture*. Ed. Bartens. Berlín.
- Weiss, W. (1999). *Sugars™ for Windows a revolutionary update*, CITS proceedings Antwerp.
- Wongrat, Srinophakun and Srinophakun (2005), Modified genetic algorithm for nonlinear data reconciliation, *Computers and Chemical Engineering*, **vol. 29**, pp. 1059–1067.