

Fundamentos y Aplicaciones de los Sensores Virtuales

Salvador Carlos, América Morales

Centro de Investigación y Estudios Avanzados, Instituto Politécnico Nacional
 km 13 Carretera Saltillo-Monterrey, 25900, Coahuila, México.
 salvador.carlos@cinvestav.edu.mx

RESUMEN

Un sensor virtual es un mecanismo que permite utilizar la información disponible para calcular o estimar variables con la finalidad de reducir el número de sensores físicos en un proceso determinado. Las variables son estimadas porque presentan dificultades técnicas para ser medidas o por que pueden ser deducidas a partir de mediciones disponibles reduciendo costos. En este trabajo se describe el principio de funcionamiento de los sensores virtuales, así como técnicas de diseño e implementación. Se muestran ejemplos de procesos donde este tipo de sensores son útiles: un proceso anaeróbico de tratamiento de aguas residuales y un proceso mecánico.

1. INTRODUCCIÓN

En el sector industrial existen procesos, como los hornos o las plantas de tratamiento de residuos, que deben trabajar de manera ininterrumpida y cuyas condiciones de operación son complejas; en estos casos se requieren sistemas avanzados de supervisión, control y detección de fallas para garantizar un funcionamiento de acuerdo a las necesidades de los usuarios. Una tendencia actual es la automatización de procesos, lo cual requiere de sensores que permitan medir las variables clave y que generen señales eléctricas para ser procesadas en medios digitales. En este sentido, existen diversos factores importantes a considerar en el proceso de medición; por ejemplo: a) hay variables que no pueden medirse bajo esta perspectiva por falta de sensores adecuados, b) las condiciones hostiles de operación exigen altos estándares de calidad en los sensores y rigurosos procedimientos de mantenimiento, lo que implica costos elevados, c) algunas variables no pueden ser medidas en línea y necesitan análisis de laboratorio; esto induce retardos que afectan seriamente a los sistemas de supervisión y control. Una manera de remediar esta situación es empleando sensores virtuales, conocidos con el término en inglés *soft sensors*. Un sensor virtual es un mecanismo que permite calcular o estimar variables a partir de la información disponible. El objetivo es utilizar solo los sensores estrictamente necesarios en un proceso determinado y así reducir costos por operación y mantenimiento [1]. Entre los mecanismos para el desarrollo de sensores virtuales se encuentran los observadores de estados, cuyo objetivo principal es estimar variables dinámicas de un proceso a partir de las entradas, las salidas y un modelo matemático. La idea es reproducir el modelo con una dinámica más rápida, lo que permite predecir el

comportamiento de las variables deseadas [2]. En el presente trabajo se aborda principalmente la observación de estados por ser una de las técnicas más confiables para la implementación de sensores virtuales.

2. SENSORES VIRTUALES

2.1. Principio de Funcionamiento y de Diseño

Los sensores virtuales basan su funcionamiento en el empleo de la información disponible de un proceso para deducir variables cuya medición presenta restricciones técnicas o económicas. En Fig. 1 se muestra un esquema de un sensor virtual.

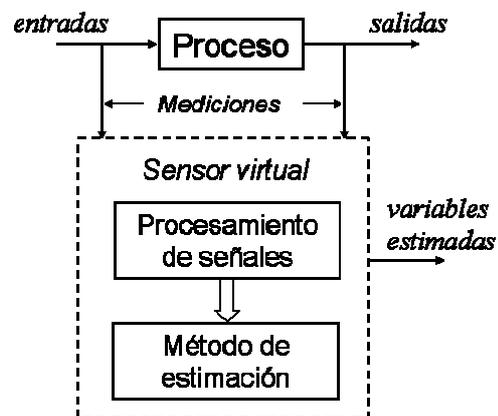


Fig. 1. Esquema general de los sensores virtuales.

El sensor virtual se programa en un dispositivo digital por lo que las señales medidas pasan por una etapa de procesamiento y normalización. A partir de esto se obtiene una representación del proceso en general o en particular de las variables medidas. Estas representaciones son modelos dinámicos (lineales, no lineales), estadísticos o basados en

conceptos de inteligencia artificial (difusos, neuronales, híbridos). Los modelos dinámicos permiten representar los fenómenos que ocurren en un proceso determinado mediante ecuaciones diferenciales, su complejidad está en función del nivel de aproximación que se requiera alcanzar. Los modelos estadísticos necesitan grandes cantidades de datos provenientes del proceso considerado; el objetivo es clasificarlos y encontrar correlaciones entre variables para inferir patrones de comportamiento. Por su parte, los modelos obtenidos mediante inteligencia artificial tienen por objetivo deducir la estructura de un proceso a partir de señales de entrada y salida o del conocimiento empírico. El método de estimación está en función del modelo; para los modelos dinámicos, se utiliza comúnmente la aceleración de dinámicas mediante observadores de estados. Si se emplean modelos estadísticos, se recomienda la deducción estadística a través de análisis multivariable, como análisis de componentes principales o proyección a estructuras latentes. Para los modelos basados en técnicas de inteligencia artificial se utilizan inferencias difusas y neuronales. En ocasiones se combinan estos métodos con otras técnicas para mejorar la calidad de la estimación mediante sensores virtuales [1].

Los observadores de estados son uno de los métodos más estudiados; por lo tanto, se cuenta con procedimientos formales de diseño sustentados en teorías de Dinámica y Control Automático. Por esta razón, en las subsiguientes secciones se da prioridad a este método.

2.2. Observadores de estado

Las *variables de estado* se definen como el conjunto más pequeño de variables que permiten predecir, de manera única, la evolución de un sistema [2]. La representación de estados de sistemas lineales tiene la forma:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (1)$$

donde x son las variables de estado, u las entradas y y las salidas; A es conocida como la matriz de estados, B el vector de entradas y C el vector de salidas.

Por su parte, la representación de estados de sistemas no lineales tiene la estructura [3]:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u) \\ y &= h(x) \end{aligned} \quad (2)$$

donde x , u y y se definen como en el caso anterior; f es una función no lineal dependiente de los estados y las entradas, mientras que h es una función no lineal dependiente de los estados.

Las variables de estado son factor clave para la supervisión, control y detección de fallas. Los sensores virtuales son una alternativa adecuada para estimar dichas variables cuando son de difícil acceso. En Fig. 2 se muestra un esquema de un observador de estados.

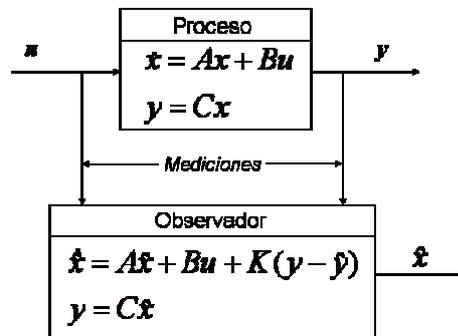


Fig. 2. Esquema de un observador de estados.

El principio de funcionamiento se basa en la aceleración de la dinámica del proceso. La representación de estados es reproducida con una dinámica más rápida mediante un vector K , esta acción permite predecir el comportamiento de las variables deseadas. El tiempo de convergencia entre la variable estimada y la real es determinado por K . Un vector K con magnitud pequeña asegura la estabilidad del observador, pero puede generar tiempos de convergencia largos. Un vector K de gran magnitud reduce el tiempo de convergencia, sin embargo, el observador se vuelve sensible a señales de ruido. Se requiere entonces alcanzar un compromiso entre el tiempo de convergencia y la calidad de la estimación. Existen procedimientos formales para el cálculo de K , entre ellos: a) desplazamiento de polos, cuyo objetivo es calcular un vector K en función de A y C para conseguir que los polos del observador sean menores que los del proceso original, b) filtro de Kalman: permite calcular una K óptima en función de la varianza de los ruidos, c) LQR: obtiene una K óptima que mediante

la expresión $y = -Kx'$ minimiza el siguiente índice de desempeño: $J(y) = \int_0^{\infty} xQ'x' + yR'y' \cdot$

3. RESULTADOS Y DISCUSION

3.1. Sensor Virtual para un Proceso Biológico

La digestión anaeróbica es un proceso biológico de degradación de materia orgánica efectuado por bacterias (biomasa) que viven en ausencia de oxígeno. Es ampliamente utilizado en el tratamiento de aguas residuales; para este efecto, el proceso se lleva a cabo en un bioreactor (Fig. 3).

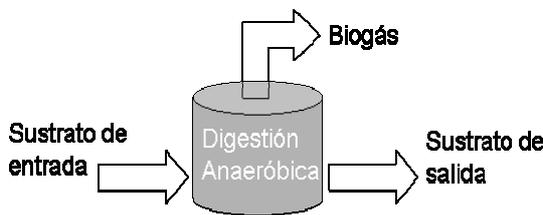


Fig. 3. Bioreactor anaeróbico.

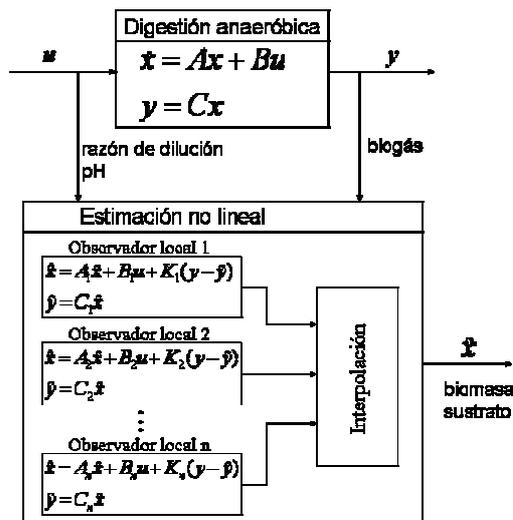


Fig. 4. Observador de biomasa y sustrato.

La digestión anaeróbica se desarrolla en cuatro etapas sucesivas: hidrólisis, acetogénesis, acidogénesis y metanogénesis. El producto formado en una etapa sirve como sustrato para la subsecuente. Esto implica una coordinación entre etapas para evitar bloqueos por sobrecargas. Adicionalmente, la digestión anaeróbica es sensible a muchos factores. Por esta razón, es necesario monitorear las variables indicadoras de la actividad biológica para determinar el estado del proceso y tomar acciones en caso de que se detecten

anomalías en su funcionamiento. En este sentido, los sistemas de supervisión, de control y de detección de fallas toman especial relevancia [4-5].

Entre las variables clave para el seguimiento de la digestión anaeróbica se encuentran la biomasa y el sustrato, ya que determinan la actividad biológica del proceso. Actualmente no existen sensores de biomasa adecuados para el diseño de estrategias de control. Por otro lado, la medición del sustrato se realiza mediante análisis químicos que requieren hasta 3 h; esto genera retrasos para reaccionar en caso de problemas en el reactor. Una alternativa de solución a esta problemática es el diseño de un observador de biomasa y sustrato (Fig. 4). El acento circunflejo representa una variable estimada.

Las dinámicas del proceso son modeladas mediante seis ecuaciones diferenciales:

$$\begin{aligned} \frac{dX_1}{dt} &= (\mu_1 - k_{d1})X_1 \\ \frac{dS_1}{dt} &= -R_6\mu_1 + D(S_{in} - S_1) \\ \frac{dX_2}{dt} &= (\mu_2 - k_{d2})X_2 \\ \frac{dS_2}{dt} &= -R_3\mu_2 X_2 + R_4\mu_1 X_1 + D(S_{2m} - S_2) \\ \frac{dIC}{dt} &= R_2 R_3 \mu_2 X_2 + R_5 \mu_1 X_1 - \lambda R_1 R_3 \mu_2 X_2 + D(IC_m + b_{inc} - IC) \\ \frac{dZ}{dt} &= D(Z_m + b_{mc} - Z) \end{aligned} \tag{3}$$

La salida es la fase gaseosa, el biogás producido se compone principalmente de metano y CO₂:

$$\begin{aligned} Q_{CH_4} &= R_1 R_2 \mu_2 X_2 \\ Q_{CO_2} &= \lambda R_3 R_2 \mu_2 X_2 \end{aligned} \tag{4}$$

Se consideran dos tipos de sustrato: rápida y lentamente degradable, S₁ y S₂ respectivamente. X₁ es la biomasa que degrada el sustrato S₁; X₂ es la biomasa que degrada el sustrato S₂. IC es el carbono inorgánico y Z representa los cationes. La no linealidad es inducida por las razones de crecimiento de la biomasa (tipo Haldane). Para mayores detalles del modelo, consultar [6].

El modelo es linealizado en varios puntos de operación y en cada uno de ellos se diseña un observador lineal que será válido en la región cercana al correspondiente punto. Para reconstruir la dinámica no lineal, las variables estimadas por los observadores locales se interpolan mediante un

algoritmo difuso Takagi-Sugeno [7]. Las mediciones en línea se clasifican para seleccionar los observadores locales en un instante determinado.

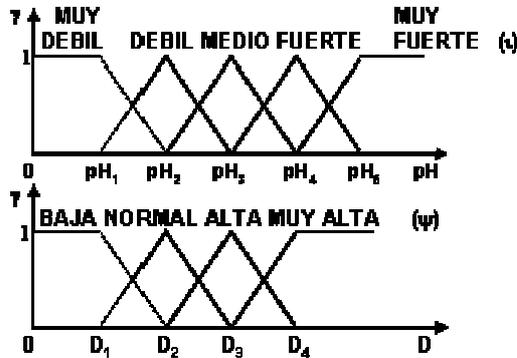


Fig. 5. Clasificación de mediciones.

En función de esta clasificación, los observadores locales son elegidos a partir de las siguientes reglas de inferencia:

Si pH es $pH(\psi)$ y D es $D(\psi)$ entonces el estado estimado es $\hat{X}_{aj} = F_j \hat{X}_{aj} + G_j u + K_j (y - \hat{Y}_j)$

Para la interpolación se usa la siguiente expresión:

$$x = \frac{\sum_{i=1}^r \gamma_i * \{A_i x + B_i u\}}{\sum_{i=1}^r \gamma_i}, \quad (5)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^r \gamma_i * \{C_i x\}}{\sum_{i=1}^r \gamma_i}$$

donde r es el número de reglas de inferencia que se deducen a partir del número de variables de entrada (dos en este caso) y del número de conjuntos de cada variable. γ es conocido como función de membresía y se calcula con la relación [8]:

$$\gamma_i = \prod \gamma[v_j^k], \quad (6)$$

donde $\gamma[v_j^k]$ es el nivel de membresía de la variable v_i en el conjunto V_k de la clasificación realizada (Fig. 5), se busca que $\sum_{i=1}^r \gamma_i = 1$

El modelo del proceso y el sensor virtual se implementaron en Matlab® por ser una de las

plataformas más flexibles para la simulación de sistemas dinámicos.

En las siguientes gráficas se ilustra la estimación de la biomasa y el sustrato de la etapa lenta (la más interesante del proceso) bajo diversas condiciones de operación. En Fig. 6 se muestra la biomasa y el sustrato obtenidos del modelo comparados con la estimación del sensor virtual. Se generó una variación en las entradas del 50 % de su valor inicial. Se considera que este tipo de variaciones son comunes en los procesos de tratamiento de residuos. El observador se inicializó en valores arbitrarios diferentes a las condiciones iniciales del proceso para verificar la convergencia, la cual se muestra claramente al inicio de la simulación. Después de la convergencia, X_2 es estimada de manera adecuada aún en presencia de variaciones en la entrada. S_2 se estima con un ligero error en presencia de la variación. Una posible causa es que la interpolación de los observadores locales no alcanza a reconstruir completamente la dinámica no lineal. Para solucionar esta problemática resulta factible agregar más observadores locales. Es importante señalar que el sensor virtual funciona adecuadamente aun con variaciones en la entrada mayores al 100 por ciento de su valor inicial.

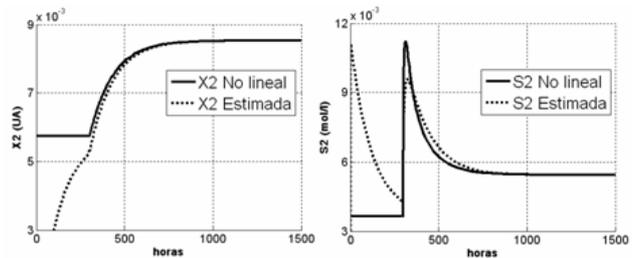


Fig. 6. Estimación de biomasa y sustrato considerando variaciones en entradas del proceso.

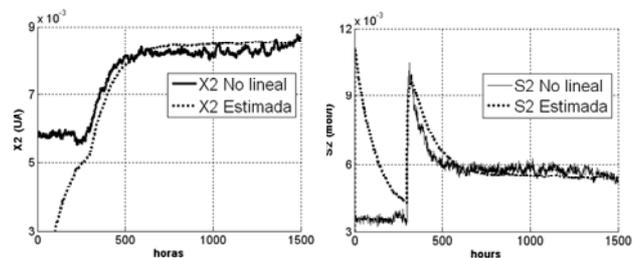


Fig. 7. Estimación de biomasa y sustrato considerando ruido en las salidas del proceso.

En Fig. 7 se muestran los resultados obtenidos por el observador cuando se considera la presencia de

ruido en la medición del biogás, una situación común en los procesos de digestión anaeróbica. Puede verse claramente que después de la convergencia, tanto la biomasa como el sustrato son estimados correctamente. El observador tolera señales de ruido en la salida de hasta el 20 por ciento.

3.2. Estimación en un Sistema Mecánico

El péndulo invertido está compuesto por un brazo rígido atado en uno de sus extremos, pero con libertad de movimiento, a un soporte móvil o fijo. Es un sistema ampliamente estudiado porque su dinámica presenta aspectos muy interesantes (no linealidad y acoplamiento de variables, etc). La teoría del péndulo invertido puede ser aplicada en diversos sistemas complejos; por ejemplo, en mecatrónica es utilizada como referencia en el movimiento de los humanoides [9]; en sismología ayuda a estudiar el comportamiento de edificios altos en temblores [10]; y así, en muchas otras áreas es posible encontrar aplicaciones para este tipo de sistemas. En Fig. 3 se muestra un diagrama esquemático de un péndulo invertido móvil.

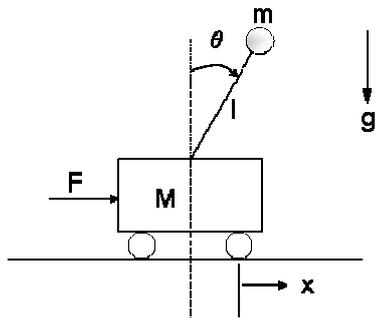


Fig. 8. Péndulo invertido.

M es la masa de la base móvil, x la posición de la base, F la fuerza aplicada, m la masa del péndulo, la longitud de la barra, θ el ángulo de la barra con respecto a la vertical.

Las estrategias de control para este sistema tienen por objetivo mantener en posición vertical al péndulo ante el movimiento de la masa de la base. Para conseguirlo se requiere conocer a cada instante tanto la velocidad de la masa como el ángulo de la barra. Aunque existen sensores para medir estas variables, una manera práctica y económica para el desarrollo de estrategias estabilizantes del sistema, son los sensores virtuales. Para representar la dinámica completa se requieren cuatro variables de estado: la posición y velocidad de la base, la posición y velocidad angular de la barra. A partir de

las leyes de Newton se obtienen dos ecuaciones no lineales para representar el movimiento del sistema completo [11]:

$$\begin{aligned} (M + m)\ddot{x} + b\dot{x} + ml\ddot{\theta} \cos \theta - ml\dot{\theta}^2 \sin \theta &= F \\ (I + ml^2)\ddot{\theta} + mgl \sin \theta &= -ml\dot{x} \cos \theta \end{aligned} \quad (7)$$

La linealización del modelo alrededor de $\theta = \pi$, permite simplificar el control del sistema. Generalmente se asume que $\theta = \pi + \phi$, donde ϕ representa un ángulo pequeño desde la vertical. Esto implica: $\cos(\theta) = -1$, $\sin(\theta) = -\phi$, y $(d\theta/dt)^2 = 0$. A partir de lo anterior, se obtiene la representación de estados:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \ddot{x} \\ \dot{\phi} \\ \ddot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -(I+ml^2)b & 0 & ml^2g & 0 \\ I(M+m)+Mml^2 & I(M+m)+Mml^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -mlb & mg(M+m) \\ 0 & I(M+m)+Mml^2 & I(M+m)+Mml^2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \phi \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I+ml^2 \\ 0 \\ ml \\ 0 \\ I(M+m)+Mml^2 \end{bmatrix} u \quad (8)$$

$$y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \phi \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Debido a que se trata de un sistema inestable (el péndulo no puede mantener un ángulo con respecto a la vertical igual a cero por sí mismo), el primer paso es estabilizarlo mediante una acción de control; posteriormente se calcula el vector de ganancias del observador de estados. En Fig. 9 se muestra un esquema del sensor virtual. R es la señal de referencia e indica la posición donde se quiere mantener el péndulo. K_c es un vector de ganancias que tiene por objetivo estabilizar al proceso. El vector de ganancias K_{ob} se calcula de la misma manera que para el sistema biológico.

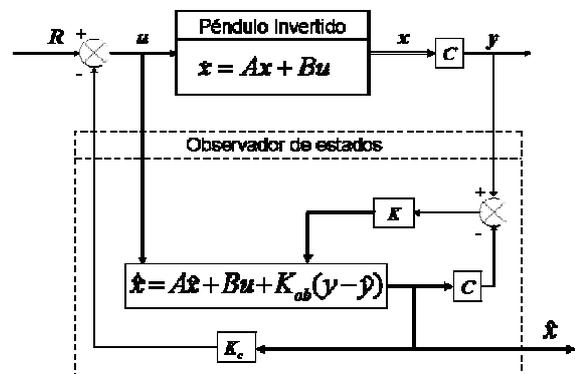


Fig. 9. Esquema de un observador de estados para un péndulo invertido con base móvil.

Como para el caso anterior, el modelo y el sensor virtual son implementados en Matlab® para la evaluación del desempeño del sistema.

En las gráficas siguientes se muestran los resultados obtenidos en la estimación de las cuatro variables de estado. El observador se inicializó en un punto arbitrario para demostrar la convergencia, la cual se realiza de manera inmediata y se percibe al inicio de la simulación.

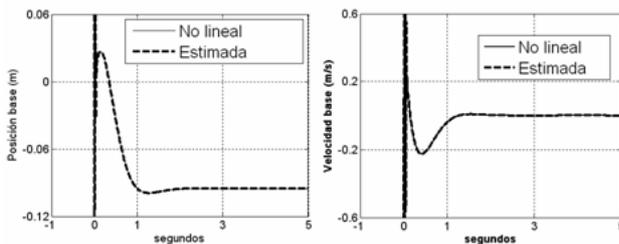


Fig. 10. Estimación de posición y velocidad de la base móvil en un péndulo invertido.

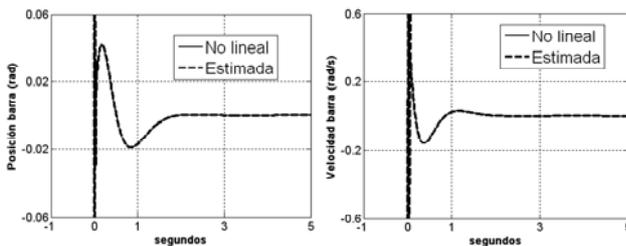


Fig. 11. Estimación de posición y velocidad angular de la barra en un péndulo invertido.

Las gráficas muestran el desempeño del observador. Se advierte claramente la correcta estimación de las cuatro variables: posición y velocidad de la base, así como la posición y velocidad angular de la barra. Las líneas discontinuas representan las variables estimadas, las cuales se superponen a las líneas continuas, que representan las variables reales. Esto significa que la estimación se realiza con un error mínimo.

4. CONCLUSIONES

Se presentaron conceptos relacionados con el diseño y aplicaciones de los sensores virtuales. Su funcionalidad se ilustró vía simulaciones en un proceso de digestión anaeróbica y en un sistema de péndulo invertido. En el caso de la digestión anaeróbica, la biomasa y el sustrato (variables cuya medición representa serias restricciones) fueron

estimadas de manera adecuada, esto representa una alternativa interesante para obtener de manera inmediata y con bajos costos los valores de dichas variables que en condiciones normales se obtienen con retrasos importantes mediante análisis químicos. Si consideramos que éstas son elementos clave para monitorear la actividad biológica, el empleo de sensores virtuales favorece el desarrollo de estrategias de supervisión y control. En este sentido, aún quedan problemáticas por resolver, por ejemplo: minimizar la sensibilidad del sensor virtual en la estimación del sustrato ante cambios bruscos en las condiciones de operación. En el caso del péndulo invertido, el sensor virtual demostró ser una alternativa eficaz para estimar las cuatro variables de estado del sistema. El error de estimación es mínimo, y aún así, en caso de que se requiera disminuir este error, es factible acelerar aún más la dinámica del observador.

REFERENCIAS

- [1] Fortuna L, Graziani S, Rizzo A, Xibilia MG. Soft sensors for monitoring and control of industrial processes. London: Springer; 2007.
- [2] Katsuhiko O. Modern Control Engineering. New Jersey: Prentice Hall; 2001
- [3] Khalil H. Non Linear Systems. New Jersey: Prentice Hall; 2001
- [4] Pind P.F., I. Angelidaki, B. K. Ahring, K. Stamatelatu and G. Lyberatos. Monitoring and Control of Anaerobic Reactors. Advances in Biochemical Engineering/ Biotechnology, Vol. 82, 2003.
- [5] McCarty P. L. Fundamentals of anaerobic digestion. Public Works, 1964.
- [6] Carlos-Hernandez S, Mallet G, Beteau JF. Modelling and analysis of the anaerobic digestion process. In Proceedings of the IFAC SSSC'04 Conference, Oaxaca, Mexico, 8-10 Dec. 2004. p. 311–16.
- [7] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE T Syst Man Cyb 1985;15(1):116–32.
- [8] Passino K, Yurkovich S. Fuzzy Control. New York: Addison Wesley Longman. Inc; 1998.
- [9] Sugihara T, Nakamura Y and Inoue H. Real time humanoid motion through ZMP manipulation based on inverted pendulum control, Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics & Automotion, Washington, DC, May, 2002, pp. 1404-1409.

- [10] Housner G.W. The behavior of inverted pendulum structures during earthquakes, Bulletin of the Seismological Society of America, Vol. 53, 2, 1963, pp. 403-417.
- [11] Carnegie Mellon University. Modelling an Inverted Pendulum. Control Tutorials.
<http://www.engin.umich.edu/group/ctm/examples/pend/invpen.html> Consultada: Mayo 2008.