

Estimación de biomasa y control geométrico del proceso de fermentación de cerveza en operación batch

Elena Elsa Bricio-Barrios* Santiago Arceo-Díaz**
Héctor Henández-Escoto* Fernando López-Caamal*

* *Departamento de Ingeniería Química, División de Ciencias Naturales y Exactas, Universidad de Guanajuato, Campus Guanajuato, Noria Alta S/N, Guanajuato, Gto, 36050, México;*

** *Departamento de Ciencias Exactas, Instituto Tecnológico de Colima, Av. Tecnológico, Villa de Álvarez, Col., 28040, México*

{ee.briciobarrios,s.arceo,hhee,fernando.lopez}@ugto.mx.

Resumen En este trabajo, se aborda el problema de estimación de levadura a partir de mediciones de azúcares reductores que están disponibles en línea para un proceso de fermentación de cerveza. La estimación de dicha variable es necesaria para la implementación práctica de un sistema de control basado en modelo. Se siguió una estrategia de tipo super-twisting, de la que resultó un procesador que da una estimación de levadura en un tiempo de forma rápida en el sentido que el tiempo de convergencia es mucho menor al tiempo del proceso. Este estimador se acopló a un controlador de tipo geométrico, y se muestra vía simulación cómo el sistema de control lleva el proceso de fermentación cerca de una trayectoria óptima.

Keywords: Fermentación de cerveza, Estimación de levadura, Estimador super-twisting, Controlador de tipo geométrico.

1. INTRODUCCIÓN

La industria cervecera pertenece a uno de los sectores alimenticios que se encuentra en constante crecimiento debido al gran volumen de ventas, bajos costo de fabricación y variedades de esta bebida alcohólica disponible en el mercado mundial. Su permanencia y creciente demanda se debe a su facilidad de elaboración respecto a otras bebidas como son los vinos y licores (Heath, 2000), beneficios en la salud en su consumo moderado (Paoletti and Klatsky, 2000) y a la variedad y abundancia de materia prima para su elaboración (Sánchez, 2008).

La elaboración de cualquier cerveza inicia con la mezcla de granos de cereal con agua, la cual se calienta hasta obtener un líquido dulce conocido como mosto. Después de separar el mosto de los granos del cereal, el mosto filtrado se hierve y se le adiciona lúpulo para aromatizar y darle un sabor amargo característico a la cerveza. Esta mezcla se enfría y se añade levadura para dar inicio a una etapa de fermentación, donde los azúcares contenidos en el mosto se convierten en alcohol, dióxido de carbono y compuestos aromáticos que proporcionan las características de sabor, aroma y amargor a la cerveza (Willaert, 2007).

La Investigación y Desarrollo de la cerveza se realiza en un marco mayormente experimental, por lo que se requiere una considerable inversión de tiempo y dinero; sabiendo que un marco teórico conlleva una reducción de inversión, se han propuesto modelos matemáticos que describen al proceso de fermentación, con lo cual se ha

abordado el problema de diseño óptimo del proceso Gee and Ramirez (1988, 1994); Gee and Ramírez (1996). Sin embargo, es necesario tomar en cuenta que la obtención de la información requerida para la construcción de modelos, por ejemplo, la trayectoria de evolución del proceso en términos de concentración de azúcares reductores, de levadura y etanol se lleva a cabo a través de una actividad de muestreo y análisis de muestra fuera de línea; por ejemplo, la medición de azúcares y etanol se puede realizar con cromatografía de alto desempeño de líquidos (HPLC, siglas en inglés) (Lehtonen and Hurme, 1994), y la levadura a través de una técnica óptica (Quintero et al., 2017), la cual conlleva un tiempo considerable mayor que la medición de azúcares y etanol.

Hacia el desarrollo de un esquema de operación óptima del proceso de fermentación de cerveza, recientemente se construyó y probó un controlador no-lineal de tipo geométrico que utiliza como entrada de control la temperatura del proceso, y como salida de control la concentración de etanol, y en un marco de servo-control lleva la concentración de etanol desde el arranque del proceso (con una concentración de etanol de cero) hasta un dado valor final (Bricio et al., 2017b).

Las trayectorias que resultan de concentración de etanol, y la de temperatura son cercanas a las determinadas por un trabajo previo de control óptimo (Gee and Ramirez, 1988). La ventaja de la utilización del controlador no-lineal radica en que su construcción e implementación es mucho más sencillo que la determinación de una trayectoria óptima, que además su seguimiento requiere

de cualquier manera la implementación de un controlador para rechazar el efecto de factores externos al proceso.

El controlador mencionado considera la medición en línea del estado completo del proceso: concentración de azúcares reductores, etanol y levadura. Sin embargo, como se menciona arriba, la medición de estas variables en-línea conlleva trabajo de muestreo y análisis de laboratorio, con tiempos que dependen de la instrumentación con que se cuenta; por ejemplo, medición de azúcares reductores y etanol a través de HPLC podría llevarse de forma frecuente, aunque es costosa, pero la medición de levadura se requiere de tiempos considerables de análisis de muestras (Arnáiz et al., 2000). Entonces, la implementación del controlador se ve un tanto obstaculizada por la falta de medición frecuente de la concentración de biomasa.

En base a la problemática de medición de levadura, en este trabajo se aborda el problema de estimación de la concentración de levadura a partir de las mediciones de azúcares reductores y etanol, suponiéndolas como disponibles en línea. Se considera la aplicación de una estrategia de estimación no-lineal que permita el funcionamiento del estimador a lo largo del espacio de las variables de estado que el sistema adquiere a lo largo del proceso. También se explora el funcionamiento del controlador no-lineal (Bricio et al., 2017b) retroalimentado por las estimaciones de biomasa.

Con el fin de monitorear las variables de estado de procesos de fermentación, considerando que no todas las variables se pueden medir en línea, se han diseñado esquemas de estimación que han mostrado ser una herramienta adecuada al ser implementadas en diversos bioprocesos (Botero and Álvarez, 2009).

En el proceso fermentación de cerveza, sólo en Gee and Ramírez (1996) se han reportado la implementación de un Filtro Extendido de Kalman acoplado a un método de predicción de error recursivo para la estimación de estados con base en información experimental. Sin embargo, la construcción de este procesador de datos en particular carece de algunos parámetros que impide su reproducibilidad.

Considerando que el seguimiento de otra estrategia de estimación no-lineal podría resultar en un estimador con una construcción y ajuste de parámetros sistemáticos, y apostando a un mayor desempeño, en este trabajo se explora: (i) la construcción de un estimador de cantidad de levadura, (ii) evaluación del desempeño de un controlador no-lineal retroalimentado por las variables estimadas.

2. METODOLOGÍA

2.1 Banco de trabajo

Se tomó como banco de trabajo el proceso de fermentación reportado por Gee and Ramirez (1994), cuyo modelo es validado, y trabajos en base a este se han comentado arriba. El proceso consiste en una fermentación llevada a cabo en bioreactor de tanque agitado en operación lote, en el que se carga un mosto con una concentración conocida de azúcares reductores, los cuales son la glucosa, la maltosa y la maltotriosa. El proceso típicamente se lleva a temperatura constante, pero en este trabajo se considera

como una variable de entrada para cambiar la cinética del proceso.

2.2 Modelo matemático

El conjunto de ecuaciones diferenciales ordinarias que describen el comportamiento de la fermentación para elaborar cerveza es el siguiente:

Glucosa

$$\frac{dG(t)}{dt} = -\mu_1(t)X(t); \quad (1)$$

Maltosa

$$\frac{dM(t)}{dt} = -\mu_2(t)X(t); \quad (2)$$

Maltotriosa

$$\frac{dN(t)}{dt} = -\mu_3(t)X(t); \quad (3)$$

Biomasa

$$\frac{dX(t)}{dt} = [Y_{XG}\mu_1(t) + Y_{XM}\mu_2(t) + Y_{XN}\mu_3(t)]X(t) \quad (4)$$

donde μ_i corresponde a la tasa de reacción de Monod para la glucosa, maltosa y maltotriosa; a su vez:

Tasa de reacción

$$\mu_1(t) = \frac{\mu_G(t)G(t)}{K_G(t) + G(t)}; \quad (5)$$

$$\mu_2(t) = \frac{\mu_M(t)M(t)}{K_M(t) + M(t)} * \frac{K'_G}{K'_G + G(t)}; \quad (6)$$

$$\mu_3(t) = \frac{\mu_N(t)N(t)}{K_N(t) + N(t)} * \frac{K'_G}{K'_G(t) + G(t)} * \frac{K'_M(t)}{K'_M(t) + M(t)}; \quad (7)$$

donde μ_i es la velocidad de reacción de tipo Arrhenius, descritas como:

$$\mu_i(t) = \mu_{i0} \exp[-E_{\mu_i}/RT(t)^2]; \quad (8)$$

$$K_{i(t)} = K_{i0} \exp[-E_{K_i}/RT(t)^2]; \quad (9)$$

$$K'_i(t) = K'_{i0} \exp[-E'_{K_i}/RT(t)^2]; \quad (10)$$

donde i corresponde a los tres azúcares reductores.

Producción de etanol

$$E(t) = E_0(t) + Y_{EG}(G_0 - G(t)) + Y_{EM}(M_0 - M(t)) + Y_{EN}(N_0 - N(t)); \quad (11)$$

Las condiciones iniciales y los parámetros del modelo se dan en las Tabla 1 y 2.

Cabe mencionar que el modelo matemático dado por (Gee and Ramirez, 1994) también incluye variables relacionadas con algunas características sensoriales de la cerveza como los sabores deseados e indeseados, presencia de CO₂, y componentes nutrimentales, entre otros. El modelo presentado aquí sólo toma el aspecto de producción de etanol.

Condición inicial	Magnitud	Unidad
G_0	70	$mol * mt^{-3}$
M_0	215	$mol * mt^{-3}$
N_0	45	$mol * mt^{-3}$
E_0	0	$mol * mt^{-3}$
E_{max}	4.5	%
T_{c0}	8.0	$^{\circ}C$
T_0	8.0	$^{\circ}C$

Tabla 1. Condiciones iniciales del proceso de fermentación reportado por Gee and Ramirez (1994).

Parámetro	Magnitud	Unidad
μ_{G_0}	$0.02554x10^{-8}$	hr^{-1}
μ_{M_0}	$0.0226x10^{-7}$	hr^{-1}
μ_{N_0}	$0.03913x10^{-6}$	hr^{-1}
$E_{\mu G}$	22.6	$kcal * mol^{-1}$
$E_{\mu M}$	11.3	$kcal * mol^{-1}$
$E_{\mu N}$	7.16	$kcal * mol^{-1}$
K_{G_0}	$1.18X10^{-6}$	$kcal * mol^3$
K_{M_0}	$12.5X10^{-3}$	$kcal * mol^3$
K_{N_0}	300	$kcal * mol^3$
E_{KG}	-68.6x10	$kcal * mol^{-1}$
E_{KM}	-14.4	$kcal * mol^{-1}$
E_{KN}	-19.9	$kcal * mol^{-1}$
K'_{G_0}	$1.41X10^{-5}$	$kcal * mol^3$
K'_{M_0}	$1.317X10^{-2}$	$kcal * mol^3$
K'_{N_0}	$1.41X10^{-5}$	$kcal * mol^3$
E'_{KG}	2.33	$ln * kcal * mol^{-1}$
E'_{KM}	-4.01	$ln * kcal * mol^{-1}$
E'_{KN}	-4.01	$kcal * mol^{-1}$
Y_{XG}	0.134	hr^{-1}
Y_{XM}	0.268	hr^{-1}
Y_{XN}	0.402	hr^{-1}
Y_{EG}	54.7	$mt^3 * mol^{-1}$
Y_{EM}	297	$mt^3 * mol^{-1}$
Y_{EN}	6	$mt^3 * mol^{-1}$
R	0.08205	$cal * mol^{-1} * ^{\circ}K$

Tabla 2. Parámetros de operación del proceso de fermentación reportado por Gee and Ramirez (1994).

2.3 Construcción de un diferenciador

En esta sección diseñaremos un diferenciador capaz de estimar en línea la derivada de la concentración de diferentes azúcares. Sea $z(t)$ la concentración del azúcar cuya derivada necesitamos estimar y denotemos dicha derivada como $w(t)$. Al utilizar $\hat{z}(t)$ y $\hat{w}(t)$ para representar la estimación de $z(t)$ y $w(t)$, respectivamente, utilizaremos el siguiente diferenciador

$$\frac{d}{dt}\hat{z}(t) = -k_1\phi_1(\hat{z} - z) + \hat{w}(t) \quad (12a)$$

$$\frac{d}{dt}\hat{w}(t) = -k_2\phi_2(\hat{z} - z), \quad (12b)$$

donde $\hat{w}(t)$ es la estimación de la derivada de $z(t)$.

De esta manera, el error de diferenciación $e_1(t) := \hat{z}(t) - z(t)$, $e_2(t) := \hat{w}(t) - w(t)$, está gobernado por la siguiente ecuación diferencial

$$\frac{d}{dt}e_1(t) = -k_1\phi_1(e_1) + e_2 \quad (13a)$$

$$\frac{d}{dt}e_2(t) = -k_2\phi_2(e_1) - \frac{d}{dt}w(t). \quad (13b)$$

De ahora en adelante, supondremos que la segunda derivada de $z(t)$ está acotada por arriba y por abajo por constantes; es decir, $|\frac{d}{dt}w(t)| < M$. Por favor, note que (13) tienen la forma del algoritmo súper-twisting generalizado (Moreno, 2011).

Para lidiar con el término $-\frac{d}{dt}w(t)$ en (13b), utilizamos las siguientes funciones (López-Caamal and Moreno, 2018)

$$\phi_1(e_1) := \alpha[e_1]^{0.5} + \beta e_1 + \gamma[e_1]^3 \quad (14a)$$

$$\phi_2(e_1) := 0.5\alpha^2 \text{sign}(e_1) + 1.5\alpha\beta[e_1]^{0.5} + \beta^2 e_1 + 3.5\alpha\gamma[e_1]^{2.5} + 4\beta\gamma[e_1]^3 + 3\gamma^2[e_1]^5. \quad (14b)$$

En estas funciones hemos utilizado $[g]^p := |g|^p \text{sign}(g)$.

Para garantizar la convergencia al origen del error de diferenciación en tiempo finito, es suficiente con escoger las ganancias k_1 y k_2 de manera que la siguiente matriz sea Hurwitz

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -k_1 & 1 \\ -k_2 & 0 \end{pmatrix}.$$

Con estas definiciones, la dinámica del error de diferenciación es robustamente estable y converge al origen en tiempo finito (Levant, 2003; Cruz-Zavala et al., 2011; Angulo et al., 2013; López-Caamal and Moreno, 2018).

2.4 Estimación de la biomasa

Considerando que se cuenta en línea con la medición de los azúcares, por medio del HPLC, y de la estimación de su derivada; es posible estimar la biomasa, $X(t)$, de la siguiente manera.

Considere, por ejemplo la Ec. (1)

$$\frac{dG(t)}{dt} = -\mu_1(t)X(t). \quad (1)$$

Al tener las mediciones en línea de $G(t)$, por medio de la Eq. (5), es posible conocer el término $\mu_1(t)$. Por otra parte el diferenciador de la sección anterior permite con el conocimiento de $G(t)$ estimar $\frac{dG(t)}{dt}$.

Con esto en mente, la estimación de la biomasa puede ser calculada simplemente como

$$\hat{X}(t) = -\frac{\frac{d\hat{G}(t)}{dt}}{\mu_1(t)}.$$

Cabe destacar que la función μ_1 es monótonamente creciente, con respecto a la $G(t)$. Esto permite que la estimación de la biomasa sea única al utilizar esta metodología.

2.5 Maximización de la concentración de etanol en el menor tiempo

Como se mencionó, recientemente se han buscado estrategias para reducir el tiempo de fermentación de cerveza sin afectar las características de sabor-aroma-amargor. Esta problemática fue abordada por Ramirez and Maciejowski (2007) quienes maximizaron la concentración de etanol en el menor tiempo a través de programación cuadrática secuencial. Esta propuesta fue retomada por Bricio et al. (2017a,b) donde implementaron un controlador basado en el modelo matemático de Gee y Ramírez (1994) donde eligió a la velocidad de reacción de la maltotriosa debido

a que este azúcar es la última fuente de carbono en consumirse. Por tanto, si se acelera el consumo de la maltotriosa, se reduce el tiempo de fermentación (Bricio et al., 2017b). Mientras que, la sintonización de las ganancias del controlador (K_p y K_I); Bricio et al. (2017b) utilizaron el método por asignación de polos estables. La elección de este método se debe a que ha mostrado alto desempeño en diversos casos de estudio como: tanque de fermentación para la producción de etanol (Bricio, 2016), xilitol (Yepez and Hernández, 2016) y reactores exotérmicos y fabricación de cerveza Bricio et al. (2017a,b, 2018). Los detalles de la construcción el controlador y su sintonización pueden consultarse en Bricio et al. (2017b) .

3. DESEMPEÑO DEL ESTIMADOR Y CONTROLADOR GEOMÉTRICO

Los parámetros de operación, ecuaciones diferenciales y de diseño del proceso de fermentación, se programaron en Matlab 2017. Para la construcción del estimador de biomasa, las ecuaciones (14) contienen tres parámetros de operación del diferenciador (α, β, γ) y dos ganancias (k_1, k_2) y, para establecer la magnitud de estas cinco variables se manejaron diferentes relaciones: (i) $\alpha, \beta, \gamma, k_1, k_2 = 1$, (ii) $\alpha, \beta, \gamma \leq k_1, k_2$ y (iii) $\alpha, \beta, \gamma \geq k_1, k_2$. El desempeño del estimador de biomasa respecto a la biomasa medida, se muestra en la Figura 1.

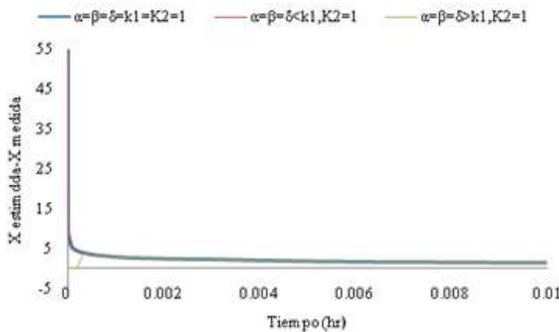


Figura 1. Desempeño del estimador de biomasa bajo diferentes posibilidades en los parámetros de operación del diferenciador.

En base a la Figura 1, se observa que el tiempo de asentamiento con las tres opciones es de 0.01 horas, es decir, 36 segundos. No obstante, la relación $\alpha, \beta, \gamma \geq k_1, k_2$ muestra mayor desempeño respecto a las otras dos opciones; por tanto, se eligió esta relación. En una segunda etapa, se hace la variación de α, β, γ para determinar bajo qué magnitud el sistema mostrará alto desempeño (Figura 2).

La Figura 2 muestra el efecto de la variación de la magnitud de los parámetros de operación del estimador, donde se observa que, al incrementar el valor de α, β, γ la diferencia de la medición de biomasa reduce considerablemente. Sin embargo, el tiempo de cómputo incrementa. En base a esto, se decidió emplear un valor intermedio. Por tanto, la magnitud de los parámetros del estimador de biomasa para el proceso de fermentación de cerveza fue de $k_1, k_2 = 1$ y $\alpha, \beta, \gamma = 25$.

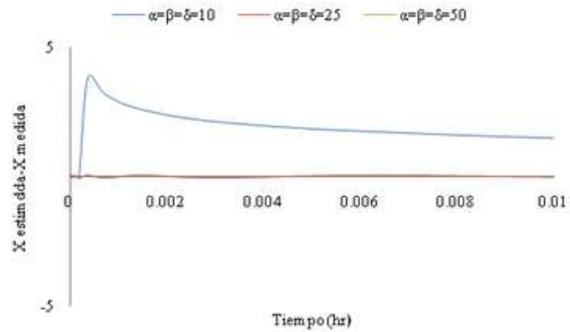


Figura 2. Desempeño del estimador de biomasa bajo diferentes magnitudes en los parámetros α, β, γ .

3.1 Desempeño del controlador

Establecida la magnitud de los parámetros y ganancias del estimador, se realizó la estimación de etanol en el caso de fermentación a lazo abierto. El desempeño del sistema se muestra en la Figura 3.

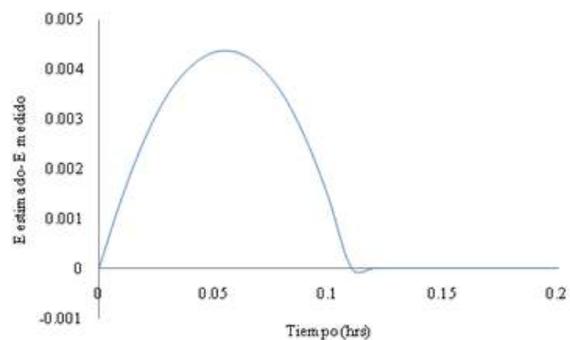


Figura 3. Velocidad de producción de etanol y al incorporar el estimador de biomasa, ambos sistemas a lazo abierto.

En la Figura 3 se observa que inicialmente el error de medición hasta un máximo de 0.055 horas y ésta decrece simétricamente hasta los 0.11 horas hasta anular el error a las 0.12 horas, es decir, al implementar el estimador de biomasa, requerirá de 7.2 min para alcanzar la trayectoria de etanol medida, tornando a este estimador una alternativa viable, ya que el tiempo de medición de etanol torna alrededor de 15 min por muestra (Quintero et al., 2017).

Al establecer que, al estimar biomasa también se puede estimar etanol, se evaluaron las trayectorias de los azúcares reductores, al emplear el perfil de temperatura óptimo de Ramirez and Maciejowski (2007) respecto al controlador de Bricio et al. (2017b) acoplado al estimador propuesto, con el objetivo de evaluar si la implementación del estimador al esquema geométrico afecta la velocidad de consumo de los azúcares. La Figura 5 muestra el desempeño de estos tres azúcares.

La Figura 4, muestra la diferencia de la concentración de los azúcares reductores estimados acoplados al controlador de Bricio et al. (2017b) respecto al sistema re-

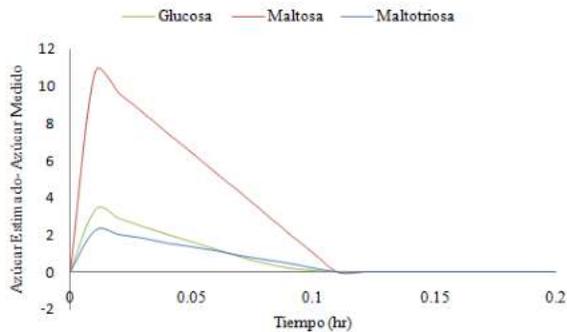


Figura 4. Trayectoria óptima de temperatura reportada por Ramirez and Maciejowski (2007) y con el controlador geométrico acoplado al estimador de biomasa.

troalimentado sin el estimador de biomasa; se observa un crecimiento en la magnitud del error en la tasa de producción de etanol, hasta alcanzar un máximo a los 0.015 horas, posteriormente las trayectorias convergen hasta anular el error a los 0.12 horas (7.2 minutos), es decir, la implementación del estimador al controlador de tipo geométrico de Bricio et al. (2017b) no afectará el desempeño de la tasa de consumo de los azúcares reductores.

Es de importancia mencionar que en México, la NOM (1995) establece una tolerancia del $\pm 0.5\%$ de etanol en cervezas disponibles en puntos de venta; de excederse de este valor, la empresa cervecera será penalizada económicamente. Por tanto, es de interés determinar si al acoplar el estimador de biomasa cambiará la concentración de etanol óptimo y perfil de temperatura (reportado por Ramirez and Maciejowski (2007)). La Figura 5 y 6 muestran el desempeño del controlador geométrico de Bricio et al. (2017b) acoplado al estimador de biomasa respecto a la trayectoria óptima reportada por Ramirez and Maciejowski (2007).

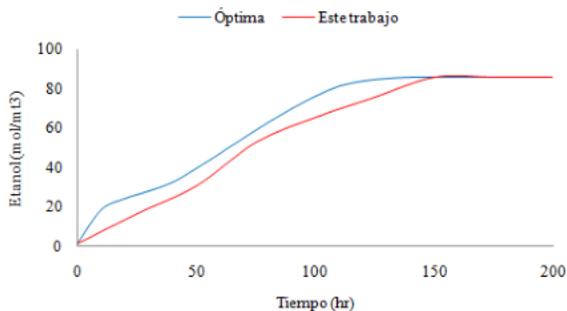


Figura 5. Velocidad de producción de etanol óptima reportada por Ramirez and Maciejowski (2007) y con el controlador geométrico acoplado al estimador de biomasa.

Como se demostró con el trabajo de Bricio et al. (2017b), el desempeño del controlador propuesto mostraba un desempeño superior a Ramirez and Maciejowski (2007) e inferior al etanol óptimo, nuevamente, en la Figura 5 se observa que esta dinámica transitiva se repite al acoplar el esquema de control de tipo geométrico al estimador de

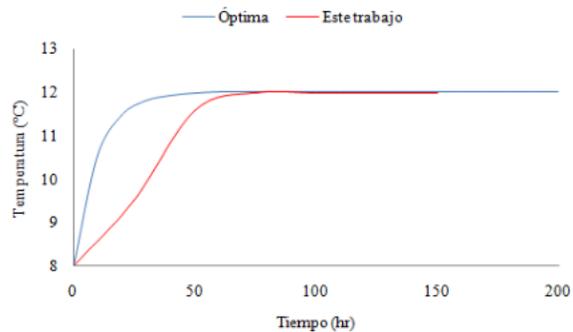


Figura 6. Desempeño de la trayectoria de los azúcares reductores óptimos reportado por Ramirez and Maciejowski (2007) respecto a los obtenidos al emplear el controlador geométrico acoplado al estimador de biomasa.

biomasa. Por tanto, el empleo del diferenciador propuesto no afectará la concentración final de etanol al concluirse la fermentación de cerveza. Mientras que, en la Figura 6 se observa que la trayectoria óptima respecto a la cuantificada con el esquema geométrico acoplado al estimador de biomasa, tendrán cercano y de fácil reproducción a escala planta piloto e industrial.

4. CONCLUSIONES

Este trabajo propuso e implementó, vía simulación, un estimador de biomasa para contar con mediciones en línea durante el proceso de fermentación de cerveza. La construcción del estimador se basó del algoritmo súper-twisting.

Adicionalmente, se determinó que, al implementar el estimador de biomasa a un controlador de tipo geométrico, éste tendrá el mismo desempeño del esquema geométrico, por tanto, el tiempo de asentamiento con y sin el estimador es similar.

REFERENCIAS

- Angulo, M.T., Moreno, J.A., and Fridman, L. (2013). Robust exact uniformly convergent arbitrary order differentiator. *Automatica*, 49(8), 2489–2495.
- Arnáiz, C., Isac, L., and Lebrato, A. (2000). Determinación de la biomasa en procesos biológicos. *Tecnología del agua*, 205(1), 45–52.
- Botero, H. and Álvarez, H. (2009). Una revisión de los métodos más frecuentes para la estimación del estado en procesos químicos. *DYNA*, 76(158), 135–146.
- Bricio, E., Bricio, J., Arceo, S., Hernández, H., and López, F. (2018). Análisis de las propiedades nutrimentales de la cerveza a base de amaranto-malta por medio del modelado matemático. *Alimentos Hoy*, 26(43), 66–81.
- Bricio, E., Hernández, H., and Arceo, S. (2017a). Control y optimización simultáneo de un proceso de fermentación de cerveza.
- Bricio, E., López, F., and Hernández, H. (2017b). Control de fermentación de cerveza basada en control geométrico. In *Congreso de la Asociación de México de Control Automático 2017*, 515–521.

- Bricio, E. and Hernández, H. (2016). Control de reactores con diferente velocidad de conversión. In *Compendio de Investigaciones Científicas en México, 2016*, 3185–391.
- Cruz-Zavala, E., Moreno, J.A., and Fridman, L.M. (2011). Uniform robust exact differentiator. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 56(11), 2727–2733.
- Gee, A. and Ramírez, F. (1996). On-line state estimation and parameter identification for batch fermentation. *Biotechnology Progress*, 12(1), 132–140.
- Gee, D. and Ramirez, W. (1988). Optimal temperature control for batch beer fermentation. *Biotechnology and Bioengineering*, 31(1), 224–234.
- Gee, D. and Ramirez, W. (1994). A flavor model for beer fermentation. *Journal of the Institute of Brewing*, 100(5), 321–329.
- Heath, D. (2000). *Drinking occasions: Comparative perspectives on alcohol and culture*. Psychology Press.
- Lehtonen, P. and Hurme, R. (1994). Liquid chromatographic determination of sugars in beer by evaporate light scattering detection. *Journal of the Institute of Brewing*, 100(5), 343–346.
- Levant, A. (2003). Higher-order sliding modes, differentiation and output-feedback control. *International journal of Control*, 76(9-10), 924–941.
- López-Caamal, F. and Moreno, J.A. (2018). Generalised multivariable super-twisting algorithm. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 0(0). doi: 10.1002/rnc.4311.
- Moreno, J. (2011). *Lyapunov Approach for Analysis and Design of Second Order Sliding Mode Algorithms*. Sliding Modes after the First Decade of the 21st Century.
- NOM (1995). *NOM-142-SSA1-1995*. Norma Oficial Mexicana.
- Paoletti, R. and Klatsky, A. (2000). *Moderate alcohol consumption and cardiovascular disease*. Springer Science & Business Media.
- Quintero, L., Amicarelli, A., and Di Sciascio, F. (2017). Estimador de estados en fermentación alcohólica en continuo de *Zymomonas mobilis* mediante filtrado bayesiano recursivo. In *XII Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control, 16 al 18 de octubre de 2007*, volume 2, 66–81.
- Ramirez, W. and Maciejowski, J. (2007). Optimal beer fermentation. *The Institute of Brewing and Distilling*, 113(3), 325–333.
- Sánchez, S. (2008). Evaluación nutricional del sedimento de cerveza elaborada con cebada maltera.
- Willaert, R. (2007). *The Beer Brewing Process: Wort Production and Beer*. Wiley Online Library.
- Yepez, M. and Hernández, H. (2016). Control avanzado de un reactor agitado en operación lote y semilote. In *Memoria de Verano UG 2016, Jóvenes en la Ciencia, 2017*, 85–92.