
MODELADO Y SIMULACIÓN DE UN FERMENTADOR POR LOTES PARA LA PRODUCCIÓN DE ETANOL A PARTIR DE RESIDUOS DE PLÁTANO

MODELING AND SIMULATION OF A BATCH FERMENTER FOR ETHANOL PRODUCTION FROM BANANA WASTE

Ana A. Ibarra Bañuelos, Jazael G. Moguel-Castañeda*, Rafael Gómez-Rodríguez y Eliseo Hernández-Martínez

Facultad de Ciencias Químicas, Universidad Veracruzana, Circuito, Universitario Gonzalo Aguirre Beltrán S/N,
Centro, 91000 Xalapa-Enríquez, Ver.

E-mail: jamoquel@uv.mx

Received: September 30, 2022; Revised: October 31, 2022; Accepted: November 02, 2022

Resumen

En este trabajo se propone un modelo matemático flexible de un proceso de fermentación capaz de adaptarse a diferentes residuos de la planta de plátano para predecir la producción de etanol. Para evaluar el alcance de la propuesta, se consideran dos casos de estudio, como sustrato el pedúnculo y la cascara de plátano con cepas de levaduras *kluveromyces marxianus* y *Saccharomyces cerevisiae*, respectivamente. El modelo matemático considera inhibición por producto y sustrato. Es posible predecir el comportamiento de los casos de estudio mediante una estimación paramétrica no lineal, obteniendo coeficientes de determinación $R^2 > 0.90$. Además, con un análisis de sensibilidad se obtuvieron condiciones de operación que permiten aumentar la producción de etanol entre un 15-26% comparado a lo reportado en la literatura. Los resultados mostraron que las concentraciones iniciales de sustrato y biomasa encontradas para la cáscara de plátano son de 30 g/L y 2.5 g/L respectivamente y para el pedúnculo de 75 g/L y 2.5 g/L respectivamente. Los rendimientos máximos de etanol son 22.7 g/L para la cáscara de plátano y 37.5 g/L para el pedúnculo.

Palabras clave: Modelado matemático, estimación paramétrica, fermentación, producción de etanol.

Abstract

In this work, a flexible mathematical model of a fermentation process capable to adapt to different banana plant wastes to predict ethanol production is proposed. To evaluate the proposal approach, two study cases are considered, banana peduncle and banana peel as substrate with *kluveromyces marxianus* and *Saccharomyces cerevisiae* yeast strains, respectively. The mathematical model considers inhibition by product and substrate. It is possible to predict the behavior of the case studies by non-linear parametric estimation, obtaining determination coefficients $R^2 > 0.90$. In addition, a sensitivity analysis showed operating conditions that increase ethanol production by 15-26% compared to the literature. The results showed that the initial substrate and biomass concentrations for banana peel are 30 g/l and 2.5 g/L respectively and for peduncle are 75 g/L and 2.5 g/L, respectively. The maximum ethanol yields are 22.9 g/L for banana peel and 37.5 g/l for peduncle.

Keywords: Mathematical modeling, parametric estimation, fermentation, ethanol production.

Introducción

El plátano es la fruta más popular en el mercado mundial no solo por su textura, aroma y facilidad de comer, sino por su valor nutritivo.

Además, la demanda de plátano sigue aumentando anualmente (Bakar et al., 2018). Tan sólo entre 2017 a 2019 la producción mundial de plátano alcanzó los 116 millones de toneladas, lo que la convierte en la producción frutícola más importante del mundo.

(Ramírez, 2021). Por lo que, se genera una gran cantidad de desechos provenientes de la planta de plátano, donde el tratamiento inadecuado de estos residuos tiene un impacto negativo en el medio ambiente, generando gases de efecto invernadero, contaminando fuentes de agua y provocando problemas ecológicos. (Martínez *et al.*, 2018). No obstante, la cáscara y pedúnculo de plátano son buenos candidatos para su aprovechamiento, ya que contienen gran material lignocelulósico, el cual puede ser usado como sustrato en la generación de productos de valor agregado como el etanol. Los residuos lignocelulósicos están compuestos principalmente por celulosa, hemicelulosa y lignina, los cuales deben ser transformados a hidratos de carbono simples (C6 y C5) para ser convertidos a etanol mediante la fermentación (Gómez-Aguilar *et al.*, 2019).

En los últimos años, el interés en la producción de etanol a partir de distintas partes de la planta de plátano ha incrementado y se ha visto reflejado en la gran diversidad de trabajos de investigación basados en la experimentación o el modelado y simulación del proceso fermentativo. Entre los trabajos de experimentación, Monsalve *et al.* (2006) evaluaron la producción de bioetanol a partir de cáscaras de plátano mediante fermentación con *Saccharomyces cerevisiae* obteniendo un rendimiento de etanol de $7.92 \pm 0.31\%$. Actualmente, Sathendra *et al.* (2019) realizaron un trabajo experimental sobre la producción de etanol a partir del pedúnculo de plátano, utilizando el microorganismo *Kluyveromyces marxianus*, con el fin de encontrar condiciones de operación que favorezcan la producción de etanol. Si bien el trabajo experimental permite la obtención de datos reales del proceso, una de las desventajas es que requiere de largos tiempos de experimentación y evaluación, por lo que analizar el efecto de los parámetros resulta complejo. En ese sentido, el desarrollo de modelos matemáticos contribuye a reducir los tiempos de experimentación y permite el análisis del proceso de forma simple y económica. De modo que, se han desarrollado diversos modelos matemáticos para describir el comportamiento de la producción de etanol. Por ejemplo, Manikandan *et al.* (2008) estudiaron la producción de etanol a partir de la cáscara de plátano. Utilizando cinéticas de Monod y Leudiking-Piret calcularon los parámetros del proceso considerando la cepa *Saccharomyces cerevisiae*. Posteriormente, Contreras *et al.*, (2021) presentaron un modelo dinámico para simular el proceso de fermentación para la producción de bioetanol a partir de plátano de rechazo en un sistema por lotes, en donde se demuestra que el

modelo de Andrews puede describir la existencia de inhibición por sustrato o producto.

A pesar de que los trabajos reportados presentan modelos capaces de reproducir el comportamiento de la fermentación para la obtención de etanol, estos suelen ser muy específicos para cada sustrato, limitando su fácil extensión para el tratamiento de otros residuos de plátano. De modo que, la obtención de un modelo capaz de adaptarse a diferentes residuos proveniente de la planta de plátano puede contribuir a determinar mejores condiciones de operación, las cuales pueden ser la base para favorecer el escalamiento del proceso de producción del etanol. En este sentido, en este trabajo se presenta un modelo matemático de fermentación capaz de adaptarse a diferentes residuos de la planta de plátano para predecir la producción de etanol. El modelo matemático considera inhibición por producto basada en el modelo Jerusalimsky e inhibición por sustrato basada en el modelo de Andrews, que se adapta adecuadamente para describir el proceso para diferentes tipos de sustratos.

Metodología

Para analizar el proceso se proponen dos casos de estudio, el modelado de la fermentación de la glucosa previamente obtenida de una hidrólisis enzimática para la producción de etanol a partir de, i) pedúnculo de plátano con levaduras *kluyveromyces marxianus* y de ii) la cáscara de plátano con levaduras *Saccharomyces cerevisiae*. Las simulaciones del modelo propuesto se realizaron mediante el software Matlab, resolviendo de forma iterativa el sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias (EDO) mediante el comando *ode45*, que utiliza el método Runge-Kutta de cuarto orden para la solución del sistema.

Modelo matemático

Para describir el proceso de fermentación de etanol se considera un modelo matemático basado en un balance de masa general con las siguientes consideraciones:

- 1) El proceso se lleva a cabo en un reactor por lotes que está bien mezclado.
- 2) Existe inhibición por producto basada en el modelo Jerusalimsky e inhibición por sustrato basada en el modelo de Andrews.
- 3) La temperatura y presión del reactor se mantiene constante durante la operación.
- 4) El sistema es homogéneo, la fase sólida es soluble en el medio.

Por lo que, el siguiente conjunto de EDO describen el comportamiento para las especies involucradas biomasa (X), sustrato (S) y producto (P), tal que:

Balance de biomasa por componente:

$$\frac{dX}{dt} = \mu X \quad (1)$$

Balance de sustrato por componente:

$$\frac{dS}{dt} = \frac{1}{Y_{XS}} \mu X \quad (2)$$

Balance de producto por componente:

$$\frac{dP}{dt} = \frac{Y_{PS}}{Y_{XS}} \mu X \quad (3)$$

Crecimiento celular:

$$\mu = \mu_{\max} \frac{S}{K_s + S + \left(\frac{S^2}{K_i}\right)} \left(\frac{K_p}{K_p + P}\right) \quad (4)$$

donde μ es la tasa de crecimiento específica [h^{-1}], μ_{\max} es el crecimiento específico máximo [h^{-1}], K_s es la constante de afinidad de sustrato [g/L], K_i es el coeficiente de inhibición del sustrato [g/L], K_p es la constante de inhibición por producto [g/L], S es la concentración del sustrato limitante del crecimiento [g/L], P es la concentración del producto [g/L], Y_{XS} y Y_{PS} son los coeficientes de rendimiento específico de la biomasa y producto respectivamente [g/g].

Estimación paramétrica

Para el ajuste del modelo matemático, se utilizan los datos experimentales y las condiciones iniciales de X_0 , S_0 y P_0 proporcionadas por cada caso de estudio. Para la estimación de parámetros se utiliza el método de Levenberg-Marquardt (Moré, 1978). El error entre los datos experimentales y lo obtenido por el modelo se calcula mediante la ecuación de mínimos cuadrados,

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

donde y_i representa el vector de datos experimentales, mientras que \hat{y}_i es el vector de datos interpolados que son obtenidos mediante el modelo. Estos parámetros estimados se utilizan para realizar el análisis de sensibilidad.

Análisis de sensibilidad

Para determinar los parámetros más sensibles se utilizó un análisis de sensibilidad paramétrico, donde la influencia de los cambios de los parámetros sobre las variables de estado (i.e., X , S y P) se analizan por medio de las funciones de sensibilidad (Z_p). La función de sensibilidad de los parámetros considera las derivadas con respecto a las variables de estado y a los parámetros, se pueden definir en forma vectorial como,

$$\frac{dZ_p(t)}{dt} = \frac{\partial f}{\partial Z} Z_p(t) + \frac{\partial f}{\partial p}(t) \quad Z_p(0) = 0 \quad (6)$$

donde Z_p representa la sensibilidad dinámica, f se refiere a los balances de masa descritos por las Ecs. (1-3) y p es el vector de parámetros ajustados. La función de sensibilidad indica el efecto de la perturbación de los parámetros en la predicción en el tiempo (McLean y McAuley, 2012; Pianosi et al., 2016).

Así mismo, se realiza el análisis de sensibilidad de las condiciones iniciales para obtener información sobre las variaciones en la dinámica del reactor y seleccionar las que permiten obtener mayor concentración del etanol. Se realizan 4 variaciones en la condicional inicial de biomasa, manteniendo constante el valor inicial del sustrato. Una vez que se conoce el valor inicial de biomasa que permite un mayor rendimiento, se realizan 4 cambios en la condicional inicial de sustrato. Los valores de las variaciones propuestas se encuentren cercanas a los valores de las condiciones iniciales de la biomasa y sustrato reportados en los casos de estudio.

Resultados y Discusión

Caso I: Hidrolizado de cáscara de plátano

Para el primer caso se evalúa el modelo matemático considerando como sustrato el hidrolizado de desechos de cáscara de plátano usando una cepa mutante de *Saccharomyces cerevisiae*.

Tabla 1. Condiciones de operación para el caso 1 (Manikandan et al., 2008)	
Estados iniciales	Valores
X_0	1 g/L
S_0	40 g/L
P_0	0 g/L

En la Tabla 1 se encuentran las condiciones iniciales para la operación tomadas del caso de estudio I. Se evalúa el caso considerando que puede existir o no inhibición. Para el caso donde no se considera la inhibición la Ec. (4) se simplifica de tal forma que,

$$\mu = \mu_{\max} \frac{S}{K_s + S} \quad (7)$$

Al realizar el ajuste del modelo frente a los datos reportados por Manikandan *et al.* (2008) se obtiene la estimación paramétrica reportada en la Figura 1. Se observa que el ajuste reproduce las tendencias observadas en los perfiles experimentales, obteniendo un coeficiente de determinación $R^2=0.908$ para el consumo de glucosa.

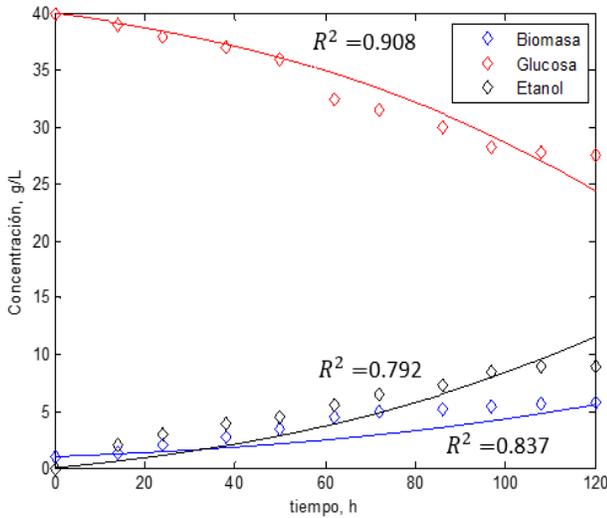


Figura 1. Ajuste del modelo sin inhibición comparado con datos experimentales reportados.

Sin embargo, en la predicción de la generación de biomasa, especialmente del etanol, se obtiene valores de R^2 por debajo de 0.9. Esto se puede atribuir a que, en el balance, se utiliza el modelo cinético de Monod, el cual presenta una baja precisión cuando se utilizan altas concentraciones de sustrato inicial, comparadas con la concentración de la biomasa inicial (Najafpour y Ismail, 2004). Para este caso se tiene una concentración inicial de glucosa y biomasa de 40 g/l y 1 g/l, respectivamente, por lo que el crecimiento de microorganismos se ve inhibido a causa del exceso de sustrato en el medio. Así mismo, de acuerdo con Baskar *et al.*, (2020) durante la fermentación de la glucosa, el rendimiento de la masa celular disminuye a medida que la concentración de etanol aumenta, por lo que la acumulación de producto en el medio puede provocar inhibición. Analizando los datos reportados se

observa una disminución del crecimiento de biomasa en las últimas horas del proceso, lo que puede asociarse al fenómeno de inhibición por producto.

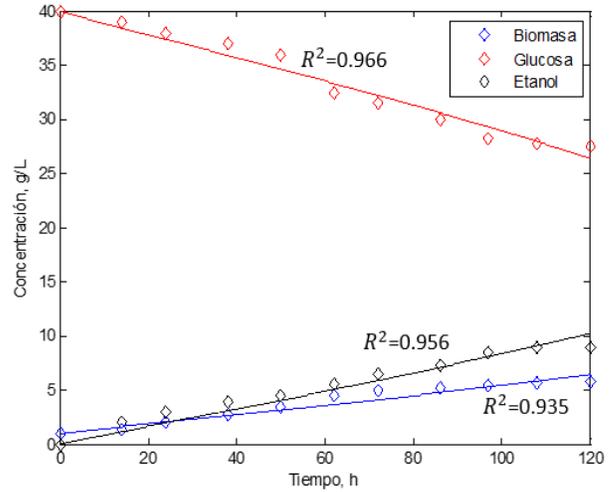


Figura 2. Ajuste del modelo con inhibición propuesta comparado con datos experimentales reportados.

Considerando lo anterior, se evaluó al modelo matemático considerando el efecto de inhibición. En la Figura 2 se muestra el ajuste paramétrico incluyendo los efectos inhibitorios por producto y sustrato, donde se observa una mejora en el grado de ajuste del modelo propuesto obteniendo coeficientes de determinación $R^2 > 0.90$. De acuerdo con el modelo sin inhibición, tener altas concentraciones de etanol y glucosa en el medio puede inhibir el crecimiento de las células y con ello disminuir la tasa de formación del producto.

Tabla 2. Parámetros obtenidos del modelo con y sin inhibición para el caso I				
Parámetro	Valor sin inhibición	Valor con inhibición	Zafar <i>et al.</i> , (2005).	Contreras <i>et al.</i> , (2021).
μ_{\max}	0.026± 0.014 1/h	1.122± 0.873 1/h	0.401 1/h	0.280 1/h
K_s	30.000± 15.61 g/L	14.169± 3.85 g/L	16.088 g/L	5.750 g/L
K_p		1.963± 1.036 g/L		
K_i		1.40± 1.15 g/L		
Y_{XS}	0.296± 0.162	0.401± 0.312	0.220	0.076
Y_{PS}	0.740± 0.558	0.757 ±0.507		

Esto mismo se ve reflejado en la conversión de biomasa y el rendimiento del etanol obtenido, pues con el modelo sin inhibición se obtienen valores de

0.401 y 0.757 respectivamente. Por otro lado, con el modelo que considera inhibición se obtienen valores menores, esto es 0.296 y 0.74 para biomasa y sustrato respectivamente.

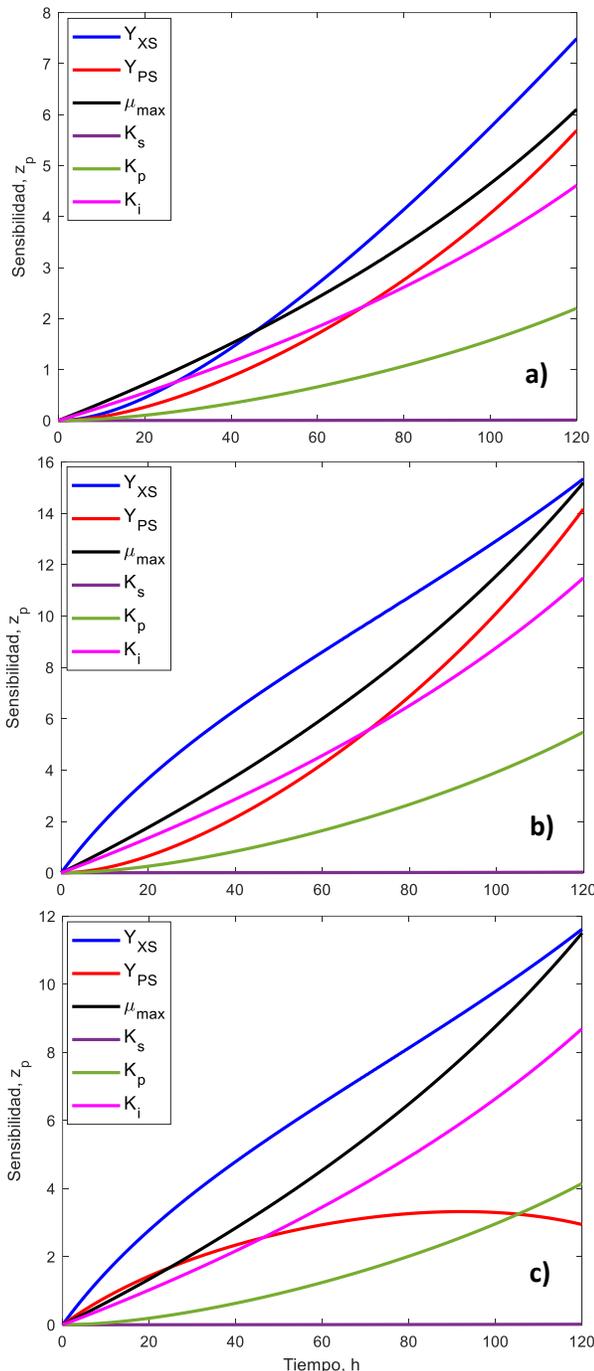


Figura 3 Análisis de sensibilidad local para: a) biomasa, b) glucosa y c) generación de etanol

Los parámetros obtenidos de la estimación se reportan en la Tabla 2 en conjunto a sus intervalos de confianza del 95%. Se puede observar que los

parámetros obtenidos tienen el mismo orden de magnitud que lo reportado en la literatura.

Análisis de sensibilidad caso I

Posteriormente, se realizó el análisis de sensibilidad local de los parámetros que describen al modelo (Figura 3). Para las tres variables biomasa, glucosa y etanol, los parámetros con mayor sensibilidad fueron los coeficientes de rendimiento de biomasa (Y_{XS}) seguida de la tasa de crecimiento específica (μ_{max}), por lo tanto su cambio afecta en mayor medida al crecimiento de los microorganismos y estos a su vez a la producción de etanol. Los parámetros con sensibilidad intermedia fueron Y_{PS} y K_i , específicamente la constante de inhibición del sustrato K_i es el tercer parámetro con mayor sensibilidad en la variable de etanol, lo que indica que este parámetro afecta su dinámica y es importante para su descripción.

Variación de condiciones iniciales caso I

Concentración inicial de biomasa

Considerando variaciones de concentración inicial de biomasa de 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, y 2.5 g/L. En la Figura 4 se observa el efecto de variación de este parámetro en cada estado. Específicamente, en la Figura 4c se muestra que el aumento de la concentración inicial de biomasa favorece la producción de etanol, por lo que la concentración de biomasa será directamente proporcional a la concentración del etanol. Estos cambios de concentración se ven favorecidos en tiempos de producción largos, es decir, sería útil el aumentar la concentración inicial de biomasa con tiempos de fermentación mayores de 50 horas. Además, a partir del análisis de sensibilidad se determina que la condición inicial de biomasa a 2.5 g/L es la que permite tener un mayor rendimiento de etanol, por lo que se fija este valor para conocer la mejor condición inicial de sustrato en el proceso.

Concentración inicial de glucosa

Los valores de sustrato se variaron dentro del orden de magnitud de los valores reportados en los casos de estudio, considerando 10, 20, 30, 40 y 50 g/L. En la Figura 5 se presenta el efecto de la variación de esta condición inicial en la biomasa, sustrato y producto. En la figura 5b se observa que, la glucosa se agota rápidamente a concentraciones bajas de sustrato (10 y 20 g/L), mientras que para concentraciones altas de sustrato (40 y 50 g/L) la glucosa aún no se ha terminado. Esto hace referencia a que, si se agota el alimento de los microorganismos, la producción de etanol se detiene

y se tendrían que realizar cargas y enjuagues para mantenimiento al reactor en operación.

obtener concentraciones más altas de producto es necesario que el proceso opere durante más tiempo.

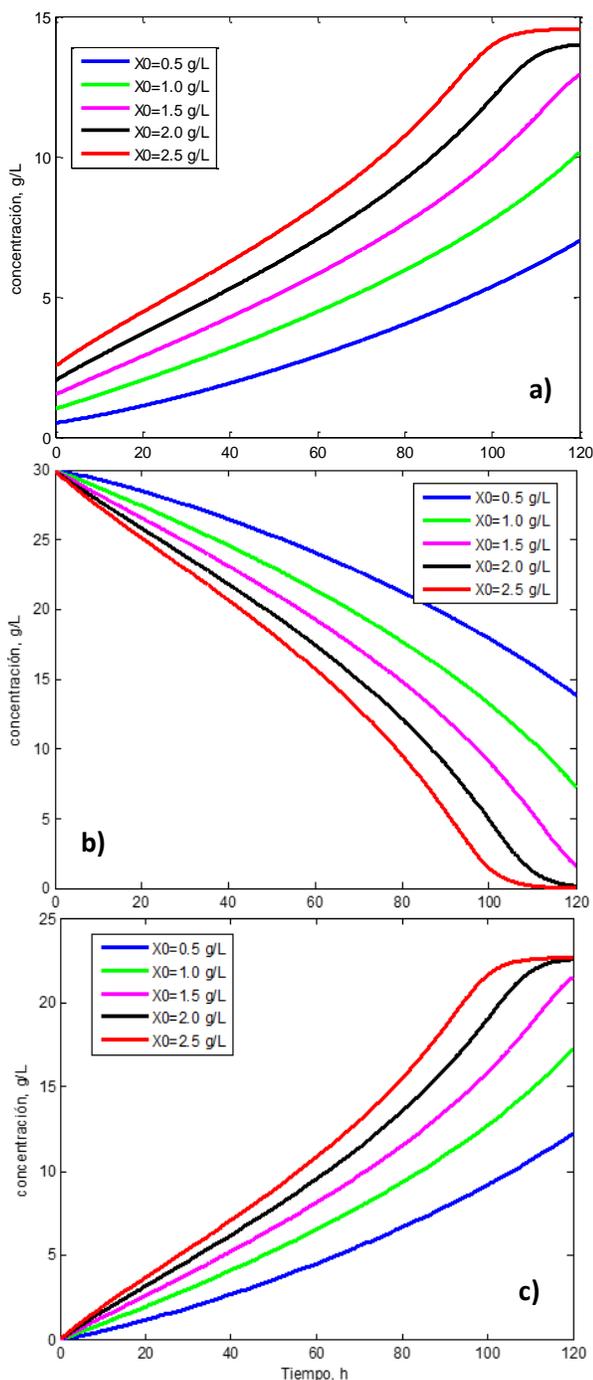


Figura 4 a) Perfil de producción de biomasa, b) consumo de glucosa y c) generación de etanol

Por otro lado, en la Figura 5c se observa que para valores iniciales de glucosa más altos (40 y 50 g/L) se presentan disminuciones en la concentración de etanol. Esto se puede asociar al fenómeno de inhibición por sustrato. Por lo que, si se quieren

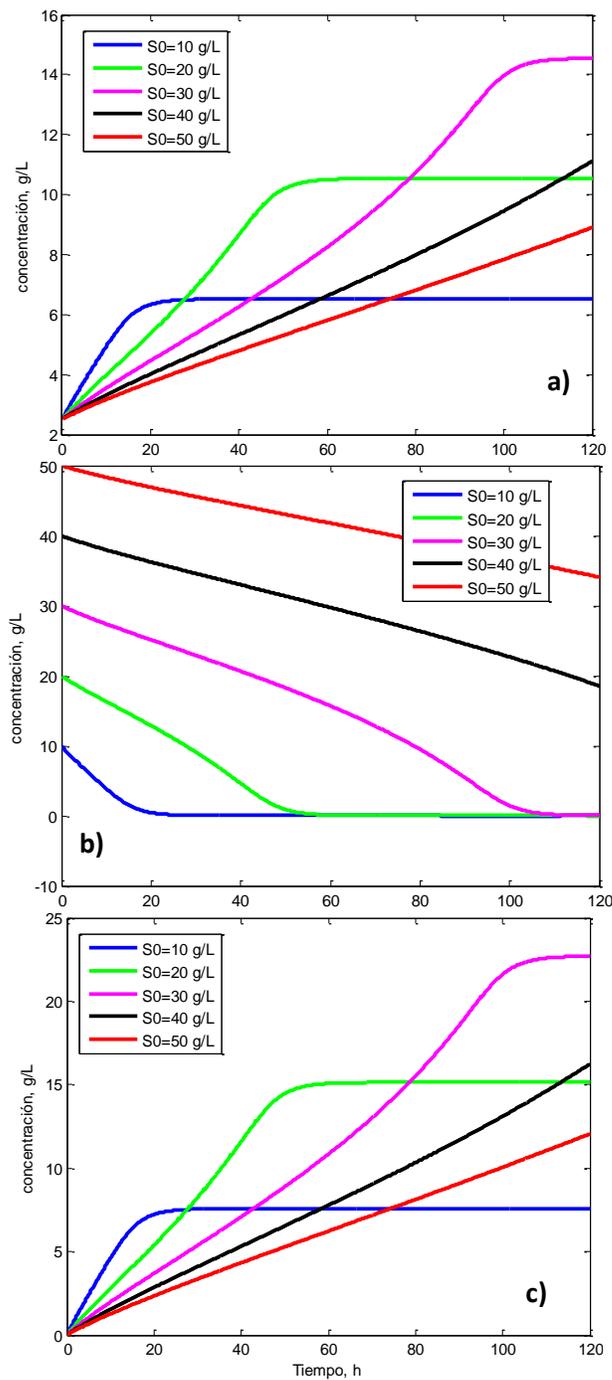


Figura 5. a) Perfil de producción de biomasa, b) consumo de glucosa y c) generación de etanol

Estableciendo de esta manera que para el caso de estudio I la mejor condición inicial de glucosa debe ser de 30 g/L ya que se alcanza el rendimiento máximo de etanol. Al realizar la simulación con las dos condiciones iniciales encontradas mediante el

análisis se puede obtener una producción de etanol de 22.7 g/L.

Caso II: Hidrolizado de pedúnculo de plátano

En el segundo caso se evalúa el modelo matemático considerando como sustrato el hidrolizado de residuos lignocelulósicos de pedúnculo de plátano utilizando *Kluyveromyces marxianus*. En la Tabla 3 se encuentran las condiciones iniciales para la operación tomadas de la literatura. estudio 2.

Tabla 3. Condiciones de operación para el caso 2 (Sathendra, et al., 2019)	
Estados iniciales	Valores
X_0	0.25 g/L
S_0	42 g/L
P_0	0 g/L

La Figura 6 muestra el ajuste del modelo propuesto comparado con datos experimentales reportados por Sathendra, et al. (2019) sin considerar la inhibición. A pesar de que se observa que el modelo reproduce la tendencia de los datos experimentales, para la glucosa se obtienen valores de $R^2=0.609$. Por otro lado, se obtuvieron coeficientes de determinación R^2 de 0.952 y 0.958 para los perfiles de consumo de biomasa y generación de etanol, respectivamente. Lo anterior hace evidente la necesidad de considerar este fenómeno en el modelo matemático que describe el proceso.

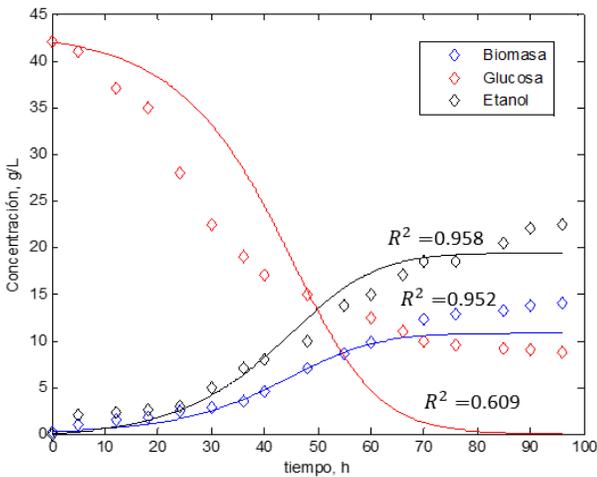


Figura 6. Ajuste del modelo sin inhibición comparado con datos experimentales reportados.

La Figura 7 muestra el ajuste paramétrico considerando los efectos de inhibición, donde se observa una mejora en el ajuste, en relación con la Figura 6, alcanzando para el perfil de glucosa un R^2

de 0.902. Esto sugiere que, semejante a lo encontrado en el caso I, en ambos procesos fermentativos existe la presencia de inhibición tanto por sustrato como por producto.

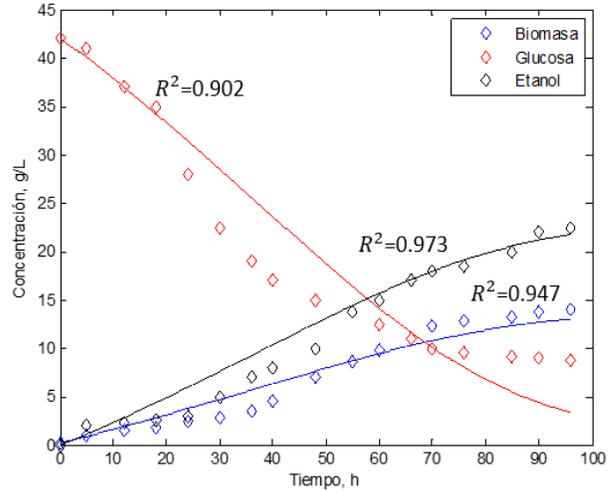


Figura 7. Ajuste del modelo con inhibición propuesto comparado con datos experimentales reportados.

Cabe mencionar que los parámetros obtenidos mediante el modelo sin inhibición se encuentran más alejados de los reportados en la literatura, caso contrario para los parámetros obtenidos mediante el modelo con inhibición que están en el mismo orden de magnitud que los ya reportados (Tabla 3).

Tabla 3. Parámetros obtenidos del modelo con y sin inhibición para el caso II				
Parámetro	Valor sin inhibición	Valor con inhibición	Manikandan et al., (2008).	Longhi et al., (2004).
μ_{max}	0.174± 0.083 1/h	1.852± 1.142 1/h	1.5 1/h	0.55 1/h
K_s	50.1± 26.15 g/L	37.722± 23.12 g/L	25 g/L	20 g/L
K_p		0.605± 0.407 g/L		
K_i		17.022± 12.08 g/L		
Y_{XS}	0.251± 0.24	0.330± 0.203		0.31
Y_{PS}	0.462± 0.44	0.562 ±0.346		

Análisis de sensibilidad caso II

En la Figura 8 se observa que para la biomasa el parámetro con mayor sensibilidad es el coeficiente de

rendimiento de biomasa (Y_{XS}), por lo tanto, su cambio afecta en mayor medida al crecimiento de los microorganismos.

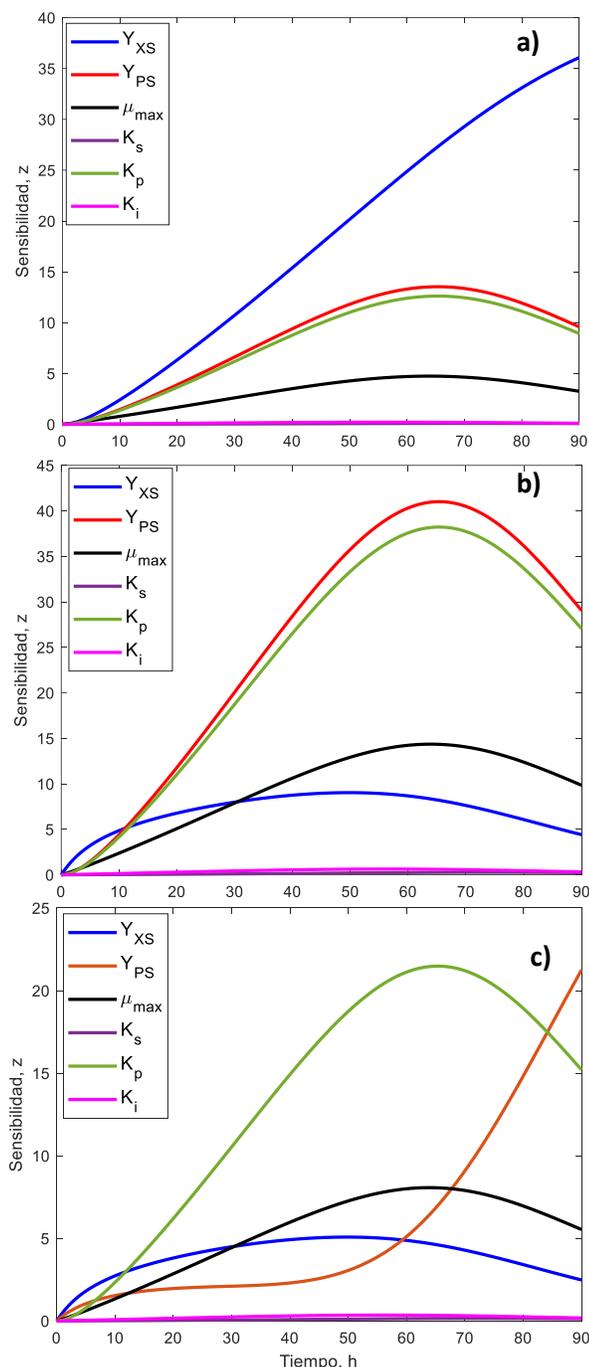


Figura 8 Análisis de sensibilidad local para: a) biomasa, b) glucosa y c) generación de etanol

Por otro lado, para la glucosa y el etanol los parámetros con mayor sensibilidad fueron Y_{PS} y K_p . Específicamente, la constante de inhibición por producto K_p resultó ser más sensible que la constante

de inhibición por sustrato K_i para el etanol. Esto sugiere que la inhibición del proceso puede deberse al producto, ya que las concentraciones de sustrato son menores y las de producto mayores en comparación con el caso de estudio de la cáscara de plátano.

Variación de condiciones iniciales caso II

Concentración inicial de biomasa

Se consideraron variaciones de concentración inicial de biomasa de 0.5, 1.0, 1.5, 2.0 y 2.5 g/L. En la Figura 9 se muestra la influencia de estas variaciones en cada uno de los estados. Analizando el producto, en la Figura 9c se observa que el aumento de la concentración inicial de biomasa favorece la producción de etanol. Es decir, la concentración de biomasa será directamente proporcional a la concentración del etanol. Por lo que, se utiliza la concentración de 2.5 g/L como mejor condición. Si se analiza la cantidad obtenida de etanol al comparar su producción con ambos sustratos, se encuentra que el hidrolizado de pedúnculo de plátano obtiene un mayor rendimiento en la fermentación. Lo anterior puede deberse a dos razones: la primera al tipo de levadura empleada, ya que al utilizar *Saccharomyces cerevisiae* el crecimiento de microorganismos se da de forma más lenta en comparación con el crecimiento microbiano al utilizar *Kluyveromyces marxianus* (Wilkins et al. 2007); la segunda a la composición química del sustrato usado, siendo que el pedúnculo de plátano tiene una mayor cantidad de celulosa, hemicelulosa y lignina comparada con la cascara de plátano, siendo estas las principales fuentes de azúcares para la obtención del etanol.

Concentración inicial de glucosa

Manteniendo constante el valor inicial de biomasa se consideran valores de concentración inicial de biomasa de 20, 40, 60, 80 y 90 g/L. En la Figura 10 se muestra el efecto de estas variaciones. En la Figura 10b se puede observar que, para concentraciones de 20, 40 y 60 g/L la glucosa se agota dentro del reactor. Así mismo, en la Figura 10c a partir de la concentración de glucosa de 90 g/L la cantidad de etanol obtenida se reducirá significativamente, mismo fenómeno que se reporta en el caso de estudio I.

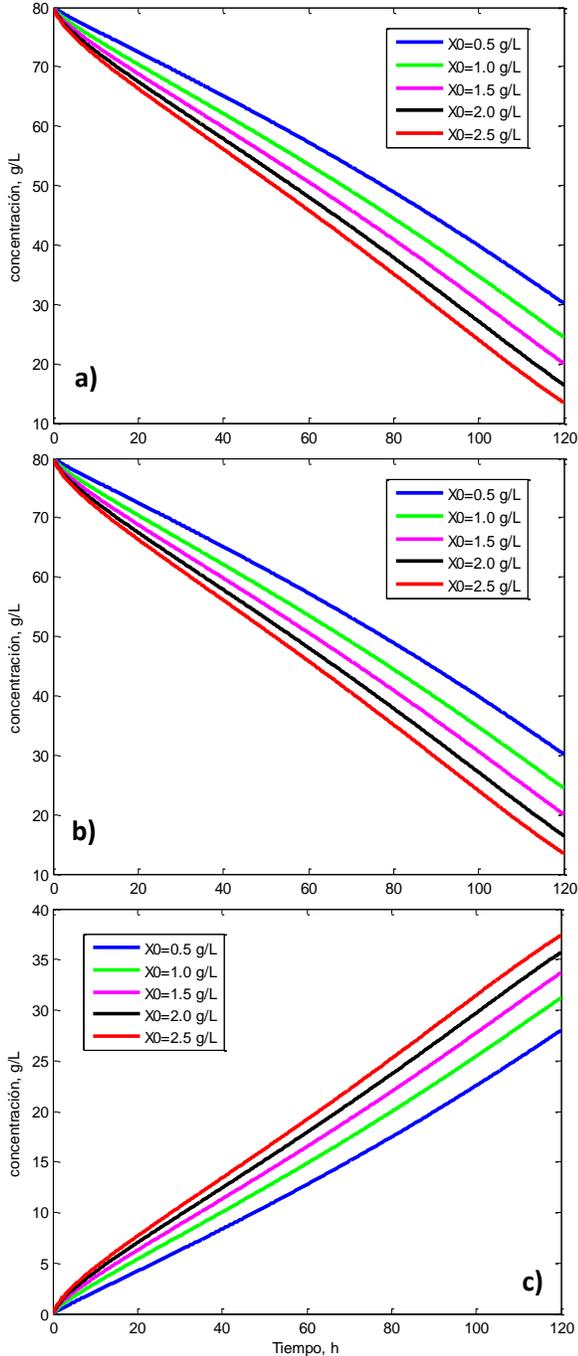


Figura 9. a) Perfil de producción de biomasa, b) consumo de glucosa y c) generación de etanol

Por lo que, no es recomendable operar el reactor con una concentración inicial de sustrato por arriba de 90 g/L y se proponen 80 g/L. Al realizar la simulación con las condiciones iniciales identificadas se obtienen concentraciones máximas de etanol de 37.5 g/L. Esto indica que, para la fermentación de ambos sustratos, los fenómenos de inhibición involucrados se llevan a cabo de forma semejante.

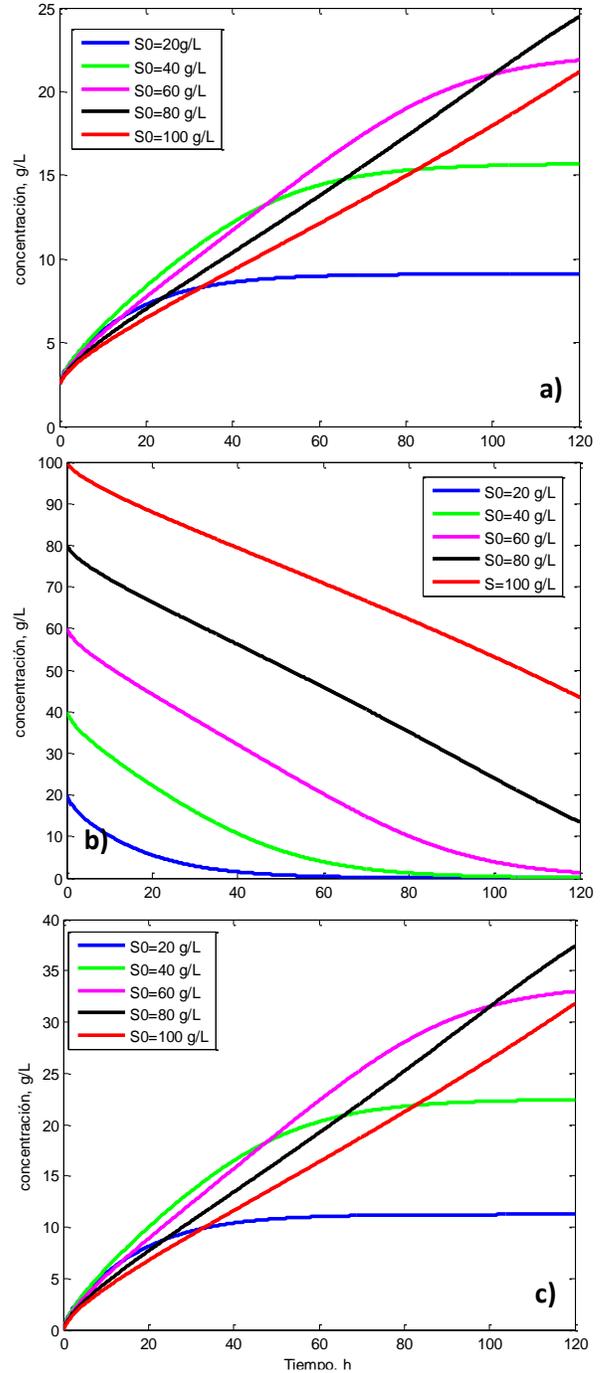


Figura 10. a) Perfil de producción de biomasa, b) consumo de glucosa y c) generación de etanol

Conclusiones

El modelo matemático flexible es capaz de describir el proceso de fermentación de etanol proveniente de dos diferentes sustratos (pedúnculo y cáscara de plátano) y levaduras (*Kluyveromyces marxianus* y

Saccharomyces cerevisiae). Debido a que el crecimiento de microorganismos se ve inhibido a causa del exceso de sustrato o producto en el medio es importante considerar estos términos el modelo de fermentación de residuos de plátano. Lo anterior se pudo corroborar con el análisis de sensibilidad paramétrico, el cual indica que la mayor sensibilidad de una constante de inhibición puede ser utilizada para identificar el tipo de inhibición más significativo. De esta forma, el modelo que considera ambos tipos de inhibiciones mejora la descripción del proceso. Para el caso de estudio I, es recomendable operar el reactor a concentraciones iniciales de biomasa y sustrato de 2.5 g/L y 30 g/L respectivamente. Por otro lado, para el caso II, es recomendable operar el reactor a una concentración inicial de biomasa de 2.5 g/L y de sustrato de 80 g/L.

Referencias

- Baskar, G., Kumar, K. S., & Tamilarasan, K. (2020). Enzyme inhibition: Environmental and biomedical applications.
- Contreras, J., Haro, Y., & Gelves, G. (2021, October). Dynamic Simulation of Bioethanol Production from Banana Rejected using Flocculating Yeast. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 2049, No. 1, p. 012084). IOP Publishing.
- Gómez-Aguilar, J., Martínez-Castellanos, G., Santiago-Cruz S., & Aguilar Uscanga, G. (2019). Proceso de producción de bioetanol de segunda generación (2G) en planta piloto, una oportunidad para mitigar la contaminación ambiental en México. *Ingenierías*, 3(2), 22-28.
- Manikandan, K., Saravanan, V., & Viruthagiri, T. (2008). Kinetics studies on ethanol production from banana peel waste using mutant strain of *Saccharomyces cerevisiae*.
- Martínez-Ruano, J. A., Caballero-Galván, A. S., Restrepo-Serna, D. L., & Cardona, C. A. (2018). Techno-economic and environmental assessment of biogas production from banana peel (*Musa paradisiaca*) in a biorefinery concept. *Environmental Science and Pollution Research*, 25(36), 35971-35980.
- McLean, K. A., & McAuley, K. B. (2012). Mathematical modelling of chemical processes—obtaining the best model predictions and parameter estimates using identifiability and estimability procedures. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 90(2), 351-366.
- Monsalve, J. F., de Pérez, V. I. M., & Colorado, Á. A. R. (2006). Producción de etanol a partir de la cáscara de banano y de almidón de yuca. *Dyna*, 73(150), 21-27.
- Moré, J. J. (1978). The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory. In *Numerical analysis* (pp. 105-116). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Najafpour, G., Younesi, H., & Ismail, K. S. K. (2004). Ethanol fermentation in an immobilized cell reactor using *Saccharomyces cerevisiae*. *Bioresource technology*, 92(3), 251-260.
- Pianosi, F., Beven, K., Freer, J., Hall, J. W., Rougier, J., Stephenson, D. B., & Wagener, T. (2016). Sensitivity analysis of environmental models: A systematic review with practical workflow. *Environmental Modelling & Software*, 79, 214-232.
- Sathendra, E. R., Baskar, G., & Praveenkumar, R. (2019). Production of bioethanol from lignocellulosic banana peduncle waste using *Kluyveromyces marxianus*. *Journal of Environmental Biology*, 40(4), 769-774.
- Wilkins, M. R., Suryawati, L., Maness, N. O., & Chrz, D. (2007). Ethanol production by *Saccharomyces cerevisiae* and *Kluyveromyces marxianus* in the presence of orange-peel oil. *World Journal of Microbiology and Biotechnology*, 23(8), 1161-1168.