



UNIVERSIDAD  
DE PIURA

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**Control predictivo no lineal de un evaporador para la  
producción de bioetanol**

Tesis para optar el Título de  
Ingeniero Mecánico - Eléctrico

**José Carlos Oviden Semino**

**Asesor:**  
**Dr. Ing. William Ipanaqué Alama**

**Piura, noviembre de 2019**



*A mi esposa Krizia y mí*

*hijo Carlos Joaquín.*





## Resumen analítico-informativo

### Control predictivo no lineal de un evaporador para la producción de bioetanol

José Carlos Oliden Semino

Asesor(es): Dr. Ing. William Ipanaqué Alama

Tesis.

Ingeniero Mecánico - Eléctrico

Universidad de Piura. Facultad de Ingeniería.

Piura, Noviembre de 2019

**Palabras claves:** Evaporador / etanol / NEPSAC.

**Introducción:** En el presente trabajo se presenta el modelo y control un sistema de evaporadores de dos etapas usado en una de las etapas de producción de etanol a partir de caña de azúcar. Se ha usado en enfoque *Extended Prediction Self-Adaptive Control* (EPSAC) para sistemas no lineales (*Nonlinear* EPSAC). Las simulaciones de control se realizaron en el ambiente software MATLAB. El sistema a lazo cerrado presenta un buen desempeño para sistemas ante cambios de referencia y maneja adecuadamente las restricciones en el proceso.

**Metodología:** En el presente trabajo se presenta el modelo y control un sistema de evaporadores de dos etapas. El modelo se desarrolló mediante ecuaciones de balance de masa y energía y ecuaciones algebraicas que relacionan parámetros termodinámicos del sistema. Las simulaciones de control EPSAC se realizaron en el ambiente software MATLAB. Se realizaron experimentos del control frente a perturbaciones y variaciones en la referencia. Se evaluó el desempeño por el tiempo de respuesta.

**Resultados:** Se presenta la simulación del control frente a perturbaciones y cambios de referencia para diferentes horizontes de predicción para las estrategias NEPSAC y (*clipping* NEPSAC) CNEPSAC. Ambos controladores presentan desempeños similares.

**Conclusiones:** Se ha mostrado la aplicación de un control predictivo no lineal. Las prestaciones del control han sido probadas frente a variaciones en una perturbación y variaciones en la referencia. Las estrategias de control NEPSAC y han obtenido un desempeño adecuado para este sistema. CNEPSAC tiene la ventaja de poder implementarse en como una función recursiva. Mientras que NEPSAC necesita resolver un problema de programación cuadrática.

**Fecha de elaboración del resumen:** noviembre de 2019.

## Analytical-Informative Summary

### Nonlinear predictive control of an evaporator for bioethanol production

José Carlos Oliden Semino

Advisor: Dr. Ing. William Ipanaqué Alama

Thesis

Mechanical Electrical Engineer

Universidad de Piura. Facultad de Ingeniería.

Piura, November de 2019

**Keywords:** Evaporator / etanol / NEPSAC.

**Introduction:** In this work, the model and control of a two-stage evaporator system used in one of the stages of ethanol production from sugarcane is presented. It has been used in the Extended Prediction Self-Adaptive Control (EPSAC) approach for nonlinear systems (Nonlinear EPSAC). Control simulations were performed in the MATLAB software environment. The closed-loop system has a good performance for systems due to reference changes and adequately handles the restrictions in the process

**Methodology:** In this paper, the model and control of a two-stage evaporator system is presented. The model was developed using mass and energy balance equations and algebraic equations that relate thermodynamic parameters of the system. EPSAC control simulations were performed in the MATLAB software environment. Control experiments were performed against disturbances and variations in the reference. Performance was evaluated by response time.

**Results:** The simulation of the control against disturbances and reference changes is presented for different prediction horizons for NEPSAC and (clipping NEPSAC) CNEPSAC strategies. Both controllers have similar performances.

**Conclusions:** The application of a nonlinear predictive control has been shown. The performance of the control has been tested against variations in a disturbance and variations in the reference. NEPSAC control strategies and have obtained adequate performance for this system. CNEPSAC has the advantage of being implemented as a recursive function. While NEPSAC needs to solve a quadratic programming problem.

**Summary date:** November, 2019

## Prefacio

La principal motivación que llevó a realizar este trabajo de investigación fue la necesidad que se tiene de conocer la dinámica de los sistemas que se necesitan controlar, de esta manera se obtienen productos de mejor calidad y se pueden lograr ahorros en energía importantes.

En el presente trabajo, tesis para optar el grado de ingeniero titulado, *Control predictivo no lineal de un evaporador para la producción de bioetanol*, se presenta el modelo y control de un evaporador de dos etapas para la producción de etanol a partir de caña de azúcar. Se ha usado en enfoque *Extended Prediction Self-Adaptive Control* (EPSAC) para sistemas no lineales (*Nonlinear EPSAC*) para el control del sistema.

Si bien los controladores predictivos basados en modelos, como el EPSAC, han sido ampliamente estudiados por la academia y aplicados en la industria en el caso lineal, en el caso de sistemas no lineales aún se requiere estudio y las aplicaciones en sistemas industriales son mucho menores.

Este trabajo de tesis es presentado en la modalidad de artículo científico, y fue presentado ante la comunidad científica en el congreso IEEE CHILECON 2017, Pucón, Chile, el cual está en la base de datos Scopus. Quisiera mencionar que el autor de esta tesis también tiene otras publicaciones Scopus, lo cual demuestra su grado de madurez profesional en este ámbito (ver anexo 1). Se ha escogido para esta titulación el artículo: *Modelling, simulation and Nonlinear Control of an evaporator for Bioethanol production*

La producción de etanol como reemplazo de combustibles fósiles tiene un impacto positivo en el ambiente. El uso de la caña de azúcar para producción etanol según algunos estudios incrementaría la producción de este combustible. La evaporación es uno de los procesos que interviene para la obtención de este combustible, sumado a que requiere una cantidad importante de energía, en forma de consumo de vapor, resulta importante el uso de técnicas modernas de control que permitan una mejora en la calidad del proceso y una disminución de consumo energético.

Quisiera agradecer a mi asesor de tesis Dr. Ing. William Ipanaqué Alama, gracias a sus consejos y guía ha sido posible la culminación de la tesis, a los profesores Mgtr. Juan

Carlos Soto Bohórquez y Mgtr. José Manrique Silupú, por su apoyo y al personal de laboratorio de sistemas automáticos de control. Agradezco también a la Universidad de Piura sin su apoyo no hubiera sido posible la presentación del artículo en la ciudad de Pucón, Chile.



## Tabla de contenido

Introducción.....	1
Capítulo 1 Control predictivo .....	7
1. Introducción .....	7
2. Estrategia del control predictivo. ....	7
3. Modelo de predicción.....	8
3.1. Modelo de predicción basado en la respuesta impulso. ....	9
3.2. Modelo de predicción basado en la respuesta escalón. ....	10
3.3. Modelo de predicción basado espacio de estados. ....	10
3.4. Función de costo. ....	11
3.5. Función de costo cuadrática.....	11
4. Control predictivo con matriz dinámica.....	12
5. Extended Prediction Self-Adaptive Control (EPSAC).....	14
6. Nonlinear Extended Prediction Self-Adaptive Control (NEPSAC). ....	16
7. Generalized predictive control (GPC).....	17
8. Formulación de control predictivo en variables de estados.....	20
Capítulo 2 Modelo de evaporador de jugo de caña de azúcar.....	23
1. Introducción .....	23
2. Cámara de concentración o evaporación.....	25
2.1. Balance de masa en la cámara de concentración .....	25
2.2. Balance de energía en la cámara de concentración.....	25
2.3. Ecuación de balance del contenido de sólidos.....	26
3. Cámara de condensación .....	26
3.1. Balance de masa en la cámara de condensación.....	26
3.2. Balance de energía en la cámara de condensación .....	26
4. Modelo completo .....	26
Capítulo 3 Diseño del regulador predictivo .....	31

1. Introducción.....	31
2. Control del modelo de evaporador de jugo de caña de azúcar.....	31
2.1. Sintonización del controlador por simulación.....	31
2.2. Análisis de los resultados.....	32
Capítulo 4 Resultados de la investigación.....	35
Conclusiones.....	49
Referencias bibliográficas.....	51
Anexos.....	55



## Lista de figuras

Figura 1 Control predictivo de un sistema SISO. Fuente: (Adam, 2014) .....	8
Figura 2 Esquema de una etapa del evaporador. Fuente: elaboración propia .....	23
Figura 3 Esquema del evaporador de dos etapas. Fuente: Elaboración Propia .....	24
Figura 4 Simulación a horizonte de predicción de 5. Fuente: Elaboración Propia. ....	32
Figura 5 Simulación a horizonte de predicción de 8. Fuente: Elaboración propia.....	33





## Introducción

En este trabajo se muestra el desarrollo de un modelo y control de un evaporador de dos etapas usado para la obtención de etanol a partir de caña de azúcar. El modelo se basa en principios físicos para describir el comportamiento del sistema, se usaron balances de energía y masa, y ecuaciones algebraicas para describir los estados termodinámicos.

Un tipo de controlador predictivo basado en modelos (CPBM) o *model predictive control* (MPC) (De Keyser & Lazar, Nonlinear predictive control of DC -to- DC converter, 2004), (De Keyser & Donald, Application of the NEPSAC Nonlinear predictive control strategy to a semiconductor reactor, 2007) fue usado para el control. Siguiendo el enfoque *Extended Prediction Self- Adaptive Control* (EPSAC) en su versión para sistemas no lineales *nonlinear* EPSAC (NEPSAC).

Se plantea el uso de dos controladores diferentes de la versión NEPSAC. El primero incluye las restricciones en el problema de optimización que surge del control predictivo (NEPSAC) y el segundo resuelve el problema de optimización sin restricciones y satura la señal, *clipping* NEPSAC (CNEPSAC).

La estrategia NEPSAC consiste en aproximar iterativamente las predicciones del modelo hacia una secuencia de entradas futuras de tal manera que estas predicciones conduzcan a una óptima (De Keyser & Donald, Application of the NEPSAC Nonlinear predictive control strategy to a semiconductor reactor, 2007), (Capcha, Ipanaqué, & De Keyser, 2017). Este algoritmo fue elegido porque requiere menos carga computacional para resolver el problema de optimización no lineal (Hernandez, y otros, 2016), además de tener parámetros de sintonización orientados al desempeño del controlador y fáciles de entender.

Las estrategias de control NEPSAC y CNEPSAC han obtenido un desempeño adecuado para este sistema. CNEPSAC tiene la ventaja de poder implementarse como una función recursiva. Mientras que NEPSAC necesita resolver un problema de programación cuadrática. Pero se obtiene una respuesta agresiva cuando hay cambio de referencia.

El proceso de producción de biocombustible ha recibido mucha atención por parte de la comunidad científica debido a su impacto ambiental y económico (Gupta, Rehman, &

Sarviya, 2010). La producción de etanol a partir de la biomasa es una de las alternativas para la reducción del consumo de combustibles tradicionales (Caetano, Mata, Martins, & Felgueiras, 2017), (Laser, y otros, 2002), (Limtong, Sringiew, & Yongmanitchai, 2007). Algunos estudios ( (Laser, y otros, 2002), (Limtong, Sringiew, & Yongmanitchai, 2007)) proponen que el uso de caña de azúcar como biomasa para producir etanol incrementa de producción de este combustible.

La obtención del etanol a partir de la caña de azúcar tiene de manera resumida las siguientes etapas: 1) trituración, 2) evaporación, 3) fermentación y 4) destilación y rectificación.

1) La caña de azúcar se tritura y por medio de chorros de agua caliente se extrae el jugo de la caña de azúcar. Una vez enfriado el jugo pasa al proceso de 2) evaporación donde se aumenta la concentración del jugo, luego pasa la 3) fermentación donde se obtiene el etanol. En la etapa 4) destilación y rectificación: se evapora el alcohol separándolo del agua. En proceso de obtención de etanol los evaporadores de varias etapas y los sistemas de recuperación de calor sirven para reducir la necesidad de energía (Dias, y otros, 2010). Sin embargo, los extensos sistemas de recuperación de calor aumentan los costos de inversión y mantenimiento de la planta de etanol. Tomando en cuenta lo anterior, se necesitan técnicas de control avanzadas para optimizar la productividad mientras se minimiza el consumo de energía.

El uso de metodologías de control avanzado aplicadas a la obtención de etanol como reemplazo de los combustibles fósiles tiene pues particular relevancia. Uno de los procesos que intervienen en la obtención de etanol es el evaporador multi-etapa, su control basado en un adecuado modelo es tratado en este trabajo.

Investigaciones sobre modelación y control de evaporadores son presentados en (Gomolka, 1985), (Daclin, Rousset, & Saincir, Automatic process control of multiple-effect evaporation (Part 1), 1989) y (Daclin, Rousset, & Saincir, Automatic process control of multiple-effect evaporation (Part 2), 1989). En (Miranda & Simpson, 2005) se presenta el modelo dinámico de un evaporador multi-etapa donde las propiedades calculadas consideran una optimización económica. La simulación y optimización de un evaporador de seis etapas

en un proceso de destilación es presentada en (Khademi, Rahimpour, & Jahanmiri, 2009), las ecuaciones de este modelo están distribuidas en bloques de programación.

En el trabajo (Villar, De Prada, & Pérez, 1993) se desarrolló un modelo del comportamiento de las cámaras de concentración y condensación, estos modelos consideraban intercambio de calor con el ambiente y fueron validados con datos reales. Un modelo de un evaporador de múltiples etapas para la producción de azúcar fue desarrollado en (Chantasiriwan, 2016). Estos artículos relacionan propiedades físicas y térmicas, y consideran algunos parámetros constantes, por ejemplo: el coeficiente global de transferencia de calor o el calor latente de vaporización.

La industria ha aceptado ampliamente el control predictivo basado en modelos (MBPC de las siglas en inglés) como una estrategia de control en retroalimentación adecuada para sistemas que requieren alto desempeño y con restricciones. El MBPC es la designación general que se le da a los controladores que hacen explícito el modelo de una planta para obtener una señal de control minimizando una función de costo. La cual se define generalmente en términos de calidad y energía (Camacho & Bordons, 2007).

La idea básica del método es calcular una secuencia futura de señales de control de tal manera de minimizar una función de costo que está definida sobre un horizonte de predicción. Típicamente se envía el primer valor de la señal de control calculada y se repite la optimización en el siguiente instante de muestreo. Mientras el caso lineal del MBPC puede ser considerado en esta maduro (Qin & Badgwell, 2003), el MBPC no lineal aun representa una potencial área de desarrollo para la industria y la academia (Capcha, Ipanaqué, & De Keyser, 2017), (Hernandez, y otros, 2016), (Li & Zhu, 2017), (Ajbar & Ali, 2017), (Zhang, Sun, Zhao, Hong, & Sun, 2017) y (Fang, Wang, & Tuo, 2015).

En el artículo (Capcha, Ipanaqué, & De Keyser, 2017) se presenta una comparación de controladores basados en modelos y otros controladores, en un sistema de tres tanques en cascada. Se usó el NEPSAC y EPSAC con ganancia programable y el PID con ganancia programable y auto-sintonía.

En (Li & Zhu, 2017) se investiga el planeamiento y trayectoria y control del encuentro de naves espaciales, el problema de control está basado en MBPC no lineal, y es formulado como un problema de control óptimo no lineal.

El artículo (Ajbar & Ali, 2017) se realiza el control de un modelo de fermentador continuo para la producción de etanol. Un controlador no lineal predictivo basado en modelos se usó para el control y fue comparado con un PID. Se usaron tres diferentes variables controladas la concentración del producto, la productividad y la inversa de la productividad.

En (Zhang, Sun, Zhao, Hong, & Sun, 2017) se propone un controlador predictivo robusto basado en modelos, el cual se aplica al control de la trayectoria de botes autónomos para la acuicultura. La efectividad y eficacia del sistema de control propuesto fue verificada mediante análisis teóricos, simulaciones y experimentos.

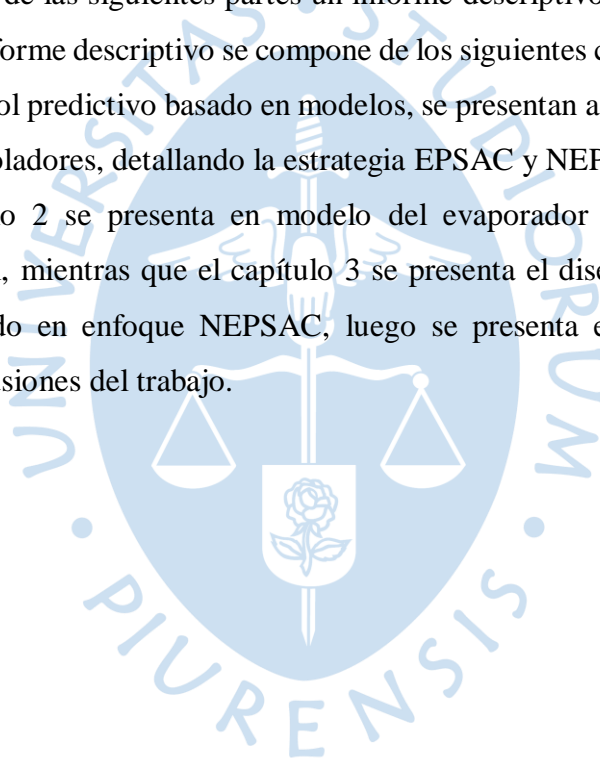
En el artículo (Hernandez, y otros, 2016) presenta la identificación y control no lineal de un ciclo ranking. En la identificación se obtuvo un modelo no lineal polinómico. Se usó el enfoque NEPSAC del control predictivo no lineal. Los resultados sugieren que el uso de la estrategia de control predictivo no lineal conduce una operación más suave, segura y eficiente.

En (Fang, Wang, & Tuo, 2015) se usa una estrategia que combina el EPSAC y un método de identificación de un sistema Wiener basado en sub-espacios, para el control de la anestesia. El método ha tenido buenos resultados en eficiencia y robustez en el simulador de anestesia de Wang.

En la Universidad de Piura se ha desarrollado investigaciones relacionadas con el tema de la tesis, se han publicado algunos trabajos donde se estudia el control NEPSAC, aplicado a secadores de harina de pescado ( (Hernandez, De Keyser, Manrique, Oviden, & Ipanaqué, 2014), (Ipanaqué, Vallejos, Keyser, Dutta, & J. Oviden, 2012)), aplicado a evaporadores ( (Ipanaqué, y otros, 2013), (Ipanaqué, De Keyser, Dutta, Oviden, & y Manrique, 2012)), a un sistema de tres tanques (Capcha, Ipanaqué, & De Keyser, 2017) y en un secador de granos de cacao ( (Parra, Ipanaqué, Manrique, & Oviden, 2016), (Rosero, Ipanaqué, Manrique, & Oviden, 2016)).

La tesis se presenta por la modalidad de artículo científico. Este artículo fue presentado y aceptado en IEEE CHILECON 2017 (Congreso Chileno de Ingeniería Eléctrica, Electrónica, Tecnologías de la Información y Comunicaciones), el cual está en la base de datos Scopus. Este congreso tiene buen prestigio a nivel internacional. Contó con la presencia de expositores de América y Europa y con el apoyo de revisores internacionales. El trabajo fue presentado en el mes de octubre del 2017 en la ciudad de Pucón, Chile y publicado en la base de datos IEEEExplore. (El artículo se encuentra disponible en el siguiente enlace <http://ieeexplore.ieee.org/document/8229613/>) (Oliden, Manrique, & Ipanaqué, 2017), en el anexo 2 se presenta los certificados de autor del artículo publicado.

La tesis consta de las siguientes partes un informe descriptivo, el artículo presentado y conclusiones. El informe descriptivo se compone de los siguientes capítulos: En el capítulo 1 se presenta el control predictivo basado en modelos, se presentan algunas metodologías de esta familia de controladores, detallando la estrategia EPSAC y NEPSAC para el control no lineal. En el capítulo 2 se presenta en modelo del evaporador de dos etapas para la producción de etanol, mientras que el capítulo 3 se presenta el diseño y sintonización del controlador, siguiendo en enfoque NEPSAC, luego se presenta el artículo publicado y finalmente las conclusiones del trabajo.





# Capítulo 1

## Control predictivo

### 1. Introducción

El control predictivo basado en modelo (CPBM), conocido como MPC o MBPC de sus siglas en inglés (Model predictive control o Model based predictive control), es una de las técnicas avanzadas de control que ha tenido un impacto importante en la industria. Las razones de su éxito son:

- Puede manejar problemas de control multi-variable de una manera sencilla.
- Su formulación toma en cuenta las restricciones en los actuadores del proceso.
- Puede operar en condiciones cercanas a las restricciones, que lleva en general a condiciones más óptimas. El incluir las restricciones en la función de optimización permite usar las variables del sistema en todo su rango de operación permitido, incluso saturarlas cuando es necesario.

Presenta algunas desventajas como:

- Requiere un modelo dinámico del sistema.
- Se requiere un algoritmo de optimización *on-line* para la implementación del controlador.
- Se usa en sistemas lentos debido al costo en cálculo que requiere.

### 2. Estrategia del control predictivo.

El control predictivo basado en modelo no es una técnica particular, sino un conjunto de controladores que tienen las siguientes ideas en común:

- a. El uso de un modelo del sistema para predecir su comportamiento futuro.
- b. El uso de una función de costo.
- c. Uso de la estrategia de horizonte deslizante.

En base estas ideas se desprenden las diferentes familias de controladores predictivos.

El control predictivo usa un modelo explícito del proceso que se desea controlar llamado modelo de predicción, el cual se utiliza para predecir el comportamiento del sistema en el tiempo a lo largo de un horizonte temporal, llamado horizonte de predicción ( $H_p$ ). De esta manera la única salida del proceso en el caso de sistemas SISO converge a un valor de referencia que llamaremos  $y_{sp}$  como se muestra en la Figura 1

El problema de control se reduce a la solución de un problema de optimización con restricciones a lo largo del horizonte de predicción, tomando un determinado tiempo de muestreo. De esta manera se obtiene un vector de entradas óptimas que tienen la longitud del horizonte de control ( $H_c$ ). Solo se aplica al control el primer valor de este vector (estrategia de horizonte deslizante).

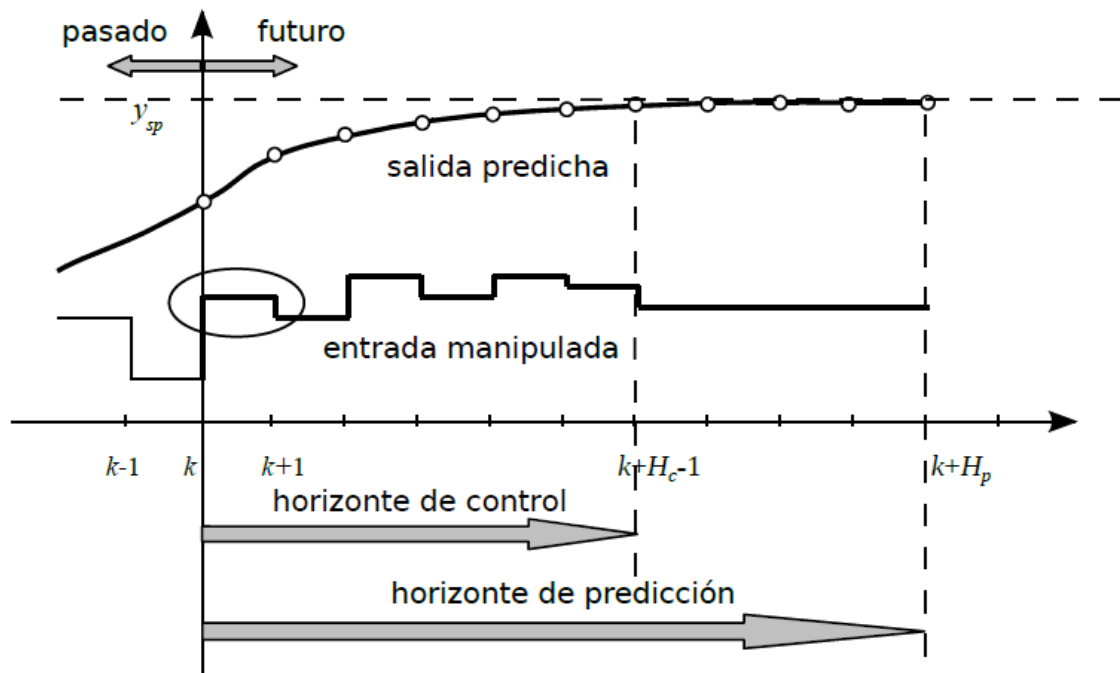


Figura 1 Control predictivo de un sistema SISO.

Fuente: (Adam, 2014)

### 3. Modelo de predicción.

La formación de los modelos de predicción se basa en los modelos usados. Algunas familias de controladores predictivos como GPC (*generalized predictive control*) usan un

modelo de respuesta impulso, DMC (*Dinamic matrix control*) usa un modelo de respuesta escalón y MPC (*Model predictive control*) usan un modelo en espacio de estados.

**3.1. Modelo de predicción basado en la respuesta impulso.** Se tiene el modelo de respuesta impulso discreto de un sistema SISO o también llamado modelo de convolución.

$$y(k) = \sum_{i=0}^{\infty} g_i u(k-i) = g_0 u(k) + g_1 u(k-1) + g_2 u(k-2) + \dots \quad (1.1)$$

Donde  $i = 0, 1, 2, \dots$  y  $g_i$  son los coeficientes de la respuesta impulso. Los coeficientes de la respuesta impulso tiende a 0, por los que se toma la suma truncada hasta N. Tomando  $g_0 = 0$ , la ecuación 1.1 se obtiene.

$$y(k) = G(z^{-1})u(k) \quad (1.2)$$

Donde

$$G(z^{-1}) = g_1 z^{-1} + g_2 z^{-2} + g_3 z^{-3} + \dots + g_N z^{-N}.$$

Tomando la ecuación 1.1 se obtiene el modelo de predicción.

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=0}^{\infty} g_i u(k+j-i|k)$$

Donde se obtiene el valor de  $\hat{y}$  para el instante  $k+j$  desde  $k$ .

Algunas características de este modelo son:

- Esta limitado a sistemas estables.
- Tiene muchos parámetros.
- Poco sensible a errores.
- No requiere conocer de antemano la estructura del modelo.

**3.2. Modelo de predicción basado en la respuesta escalón.** Se tiene el modelo de respuesta impulso discreto de un sistema SISO.

$$y(k) = \sum_{i=0}^{\infty} h_i \Delta u(k-i) = h_0 \Delta u(k) + h_1 \Delta u(k-1) + h_2 \Delta u(k-2) + \dots \quad (1.3)$$

Donde  $i = 0, 1, 2, \dots$  y  $h_i$  son los coeficientes de la respuesta escalón. Se toma la suma truncada hasta  $N$ . Tomando  $h_0 = 0$ , la ecuación 1.3 se obtiene.

$$y(k) = H(z^{-1}) \Delta u(k) \quad (1.4)$$

Donde

$$H(z^{-1}) = h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + h_3 z^{-3} + \dots + h_N z^{-N}.$$

Tomando la ecuación 1.3 se obtiene el modelo de predicción.

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=0}^{\infty} h_i \Delta u(k+j-i|k)$$

Donde se obtiene el valor de  $\hat{y}$  para el instante  $k+j$  desde  $k$ .

Las características de este modelo son:

- Esta limitado a sistemas estables.
- Tiene muchos parámetros.
- Poco sensible a errores.
- No requiere conocer de antemano la estructura del modelo.

**3.3. Modelo de predicción basado espacio de estados.** Se tiene el modelo en espacio de estados en discreto.

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (1.5)$$

Tomando la ecuación 1.5 se obtiene el modelo de predicción.

$$\begin{aligned}x(k + j + 1|k) &= Ax(k + j|k) + Bu(k + j|k) \\y(k + j|k) &= Cx(k + j|k)\end{aligned}\tag{1.6}$$

Donde se obtiene el valor de  $y$  para el instante  $k + j$  desde  $k$ .

**3.4. Función de costo.** Los valores futuros de las variables de control  $u(k)$ ,  $u(k+1)$ ,  $u(k+2)$ , ... son calculados para que la predicción de la salida siga una referencia. Los errores en la predicción tienen que ser mínimos y se calculan con la siguiente ecuación

$$\hat{e} = \text{Trayectoria de referencia} - \text{salidas predichas } (\hat{y}(k + j))$$

En control predictivo las funciones de costo suelen ser, cuadráticas, lineales y no lineales.

**3.5. Función de costo cuadrática.** El problema de programación cuadrática es aquel que tiene una función de costo cuadrática y restricciones lineales. En Notación matricial tiene la siguiente forma:

$$\begin{aligned}\min x^T Qx + cx \\s. a. : x \geq 0 \\Ax \geq b\end{aligned}\tag{1.7}$$

En control predictivo se suele tomar la siguiente función de costo.

$$\min \sum_{j=H_1}^{H_2} \alpha(j)[\hat{y}(k + j) - r(k + j)]^2 + \sum_{j=0}^{H_c-1} \beta(j)[\Delta u(k + j)]^2\tag{1.8}$$

Donde  $H_1$  es el inicio del horizonte de predicción,  $H_2$  es el final del horizonte de predicción,  $\alpha(j)$  es el peso de los errores futuros y  $\beta(j)$  es el peso de los incrementos futuros

de la variable manipulable. Los parámetros antes mencionados incluyendo el horizonte de control ( $H_c$ ) son parámetros de sintonización del controlador predictivo.

#### 4. Control predictivo con matriz dinámica.

El control predictivo con matriz dinámica o más conocido como dynamic matrix control (DMC), fue diseñado en primer lugar por los ingenieros de la Shell Oil (Cutler & Ramaker, 1980). Actualmente, se encuentra en una gran variedad de aplicaciones en diferentes industrias y forma parte de muchos paquetes comerciales.

Se emplea un modelo de respuesta escalón para la formulación, se asume que la perturbación es constante para todo el horizonte de predicción y se asume una planta estable.

Se tiene el modelo de predicción.

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=0}^j h_i \Delta u(k+j-i|k) + \sum_{i=j+1}^N h_i \Delta u(k+j-i|k) \quad (1.9)$$

Donde la segunda sumatoria es el efecto acumulado de los valores pasados de  $y$ , que se puede reemplazar por el valor pasado de  $y^*$ . Se asume que en el instante  $N$ ,  $h_{k+1} - h_k \approx 0$  y se tiene lo siguiente.

$$y^*(k+j|k) = \sum_{i=j+1}^N h_i \Delta u(k+j-i|k) \quad (1.10)$$

Reemplazando 1.10 en 1.9 resulta:

$$\hat{y}(k+j|k) = y^*(k+j|k) + \sum_{i=0}^j h_i \Delta u(k+j-i|k) \quad (1.11)$$

Si asumimos que  $H_p < N$  escribiendo de forma matricial se tiene.

$$\begin{bmatrix} \hat{y}(k+1|k) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+H_p|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y^*(k+1|k) \\ \vdots \\ y^*(k+H_p|k) \end{bmatrix} + \mathcal{H} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+H_c-1|k) \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

Donde:

$$\mathcal{H} = \begin{bmatrix} h_1 & 0 & \cdots & 0 \\ h_2 & h_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ h_{H_c} & h_{H_c-1} & \cdots & h_1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ h_{H_c} & h_{H_c-1} & \cdots & h_{H_p-H_c+1} \end{bmatrix}$$

Se considera ahora la diferencia entre el modelo y la planta real.

$$d(k) = y_m(k) - y^*(k) \quad (1.13)$$

Donde  $d$  se la perturbación e  $y_m(k)$  la señal muestreada.

Se asume que todas las perturbaciones futuras son iguales a la presente. Entonces se tiene.

$$\hat{d}(k+j|k) = d(k) = y_m(k) - y^*(k) \quad (1.14)$$

Reescribiendo la ecuación 1.12 y agregando 1.14 se obtiene

$$\begin{bmatrix} \hat{y}^0(k+1|k) \\ \vdots \\ \hat{y}^0(k+H_p|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y^*(k+1|k) \\ \vdots \\ y^*(k+H_p|k) \end{bmatrix} + \mathcal{H} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+H_c-1|k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{d}(k+1|k) \\ \vdots \\ \hat{d}(k+H_p|k) \end{bmatrix}$$

En la función de costo se pueden considerar dos partes, una que compara los valores predichos a lo largo del horizonte de predicción con la referencia y el otro que pesa las variaciones de la variable de control. Las funciones de costo más usadas son la que considera solo la primera parte (Ec. 1.15) y otra que considera a las dos (Ec. 1.16).

$$\min J = \min \sum_{i=1}^{H_p} [\hat{y}^0(k+i|k) - r(k+i)]^2 \quad (1.15)$$

$$\min J = \min \sum_{i=1}^{H_p} [\hat{y}^0(k+i|k) - r(k+i)]^2 + \sum_{i=0}^{H_c-1} \lambda [\Delta u(k+i)]^2 \quad (1.16)$$

## 5. Extended Prediction Self-Adaptive Control (EPSAC).

Esta estrategia de control predictivo fue creada por De Keyser y Van Cauwenberghe en (De keyser & Van Cauwenberghe, 1985). Algunas aplicaciones de esta metodología de control se presentan en (Fu, Ionescu, Aghezzaf, & De Keyser, 2015), (Hernandez, y otros, 2016), (Su, Chiu, & Braatz, 2017)

La estrategia EPSAC considera en su formulación un modelo del proceso de la siguiente forma:

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (1.17)$$

Donde  $y(t)$  es la salida medida del proceso,  $x(t)$  es la salida real del proceso y  $n(t)$  el disturbio. El control requiere una predicción de las futuras salidas, en un horizonte de predicción de  $H_p$ . Dado por:

$$y(t+k|t) = x(t+k|t) + n(t+k|t) \quad (1.18)$$

La salida futura puede ser descrita como la contribución de dos partes:

$$y(t+k|t) = y_{base}(t+k|t) + y_{optimo}(t+k|t) \quad (1.19)$$

$y_{base}(t+k|t)$  es el efecto de las entradas pasadas y la secuencia futura de control  $u_{base}(t+k|t)$  y los disturbios.

$y_{optimo}(t+k|t)$  es el efecto de las acciones de control  $\delta u(t+k|t) = \delta u(t+k|t) - u_{base}(t+k|t)$ , en un horizonte de control  $H_c$ .

La salida optimizada se puede expresar como una ecuación de convolución en tiempo discreto, para la respuesta impulso. En notación matricial se expresa como sigue:

$$Y_{\text{optimo}} = GU$$

Donde:

$$Y_{\text{optimo}} = [y_{\text{optimo}}(t + N_1|t), \dots, y_{\text{optimo}}(t + N_2|t)]^T$$

$$U = [\delta u(t|t), \dots, \delta u(t + N_u - 1|t)]^T$$

$$G = \begin{bmatrix} h_{N_1} & h_{N_1-1} & h_{N_1-2} & \dots & h_{N_1-N_u+1} \\ h_{N_1+1} & h_{N_1} & h_{N_1-1} & \dots & h_{N_1-N_u+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_2} & h_{N_2+1} & h_{N_1+2} & \dots & h_{N_2-N_u+1} \end{bmatrix}$$

Entonces la salida predicha queda expresada matricialmente como:

$$Y = \bar{Y} + GU$$

Donde:

$$Y = [y(t + N_1|t), \dots, y(t + N_2|t)]^T$$

$$\bar{Y} = [y_{\text{base}}(t + N_1|t), \dots, y_{\text{base}}(t + N_2|t)]^T$$

Si se tiene la predicción de la salida se puede optimizar la señal de control  $U$  minimizando la función de costo  $J$ .

$$\min J = \min \sum_{N_1}^{N_2} [r(t + k|t) - y(t + k|t)]^2 + \sum_0^{H_u-1} \lambda [u(t + k|t)]^2 \quad (1.20)$$

Donde  $\lambda$  es el peso de la variable de control y  $r(t + k|t)$  es la referencia. Minimizando la función de costo se obtiene  $U$  en notación matricial.

$$U = [G^T G - \lambda I]^{-1} G^T [R - \bar{Y}]$$

$$R = \begin{bmatrix} r(t + N_1|t) \\ \vdots \\ r(t + N_2|t) \end{bmatrix}$$

## 6. Nonlinear Extended Prediction Self-Adaptive Control (NEPSAC).

El algoritmo EPSAC puede ser modificado para manejar procesos con dinámica no lineal, denominándose *Nonlinear* EPSAC o NEPSAC. Esta estrategia consiste que aproximar iterativamente las predicciones de modelo obtenidas por medio de una secuencia de entradas postuladas en el futuro de tal manera que las predicciones converja a la óptima. Entonces las acciones futuras de control son expresadas como la suma de una secuencia base ( $u_{base}(t + k|t)$ ) y una secuencia óptima ( $\delta u(t + k|t)$ ) ver ecuación 1.22.

$$u(t + k|t) = u_{base}(t + k|t) + \delta u(t + k|t) \quad (1.21)$$

En el caso lineal (EPSAC) el valor inicial de  $u_{base}(t + k|t)$  no es relevante y puede asumirse como cero. En el caso no lineal es extremadamente importante escoger un valor adecuado de  $u_{base}(t + k|t)$ . La razón es que en sistemas no lineales no se cumple en principio de superposición por lo que la predicción que nos del modelo expresado como en le ecuación 1.19. no se ajustará a la respuesta real de proceso.

Para superar este problema el algoritmo NEPSAC usa una estrategia iterativa que acercarse linealmente a la respuesta del modelo no lineal. Este procedimiento consiste e escoger adecuadamente  $u_{base}(t + k|t)$  de tal manera que se reduzca el término  $y_{optimo}(t + k|t)$  de la ecuación 1.19, hasta un cierto valor de tolerancia  $\varepsilon$ , de esta manera  $y_{base}(t + k|t)$  se aproxima a la respuesta no lineal del sistema y se supera el problema del principio de superposición.

El algoritmo NEPSAC se puede resumir en los siguientes:

1. Se mide la salida del proceso en el tiempo  $t$ ,  $y(t)$
2. Se selecciona un vector  $U_{base}$
3. Se obtiene  $y_{base}$  partir de  $U_{base}$  usando el modelo.
4. Se calcula la matriz  $G$ .

5. Se calcula  $U$  de la función de costo  $J$  (ecuación 1.20), si  $U < \varepsilon$  entonces  $u(t) = u_{base}(t|t) + U$ , y se pasa el siguiente instante de muestreo. Si no,  $u_{base} = u_{base} + U$  y se retorna al paso 3.

Este algoritmo se usa para cada instante de muestreo, evidentemente al ser un método iterativo el tiempo que tome en finalizar el algoritmo depende del valor inicial de  $u_{base}$ .

## 7. Generalized predictive control (GPC)

El Generalize predictive control (GPC) fue diseñado por Clarke, Mohtadi y Tuffs. Su formulación e interpretación (Clarke, Mohtadi, & Tuffs, Generalized Predictive Control Part I- The Basic Algorithm, 1987a) y (Clarke, Mohtadi, & Tuffs, Generalized Preidictive Control Part II- Extensions and Interpretation, 1987b); y propiedades básicas (Clarke & Mohtadi, Properties of Generalized Predictive Control, 1989).

La formulación considera un modelo de la forma:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t-1) + x(t) \quad (1.21)$$

Los polinomios  $A$  y  $B$  que contienen el operador de retardo  $q^{-1}$  tienen la siguiente forma. La variable  $u(t)$  es la entrada al proceso,  $y(t)$  es la variable de salida y  $x(t)$  es el disturbio.

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_naq^{-na}$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_nbq^{-nb}$$

Para el GPC el modelo usado para el disturbio  $x(t)$  en el proceso es de la siguiente forma.

$$x(t) = \frac{C(q^{-1})\xi(t)}{\Delta} \quad (1.22)$$

Reemplazando 1.21 en 1.20 se obtiene.

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t-1) + \frac{C(q^{-1})\xi(t)}{\Delta} \quad (1.23)$$

A este modelo se le conoce como Controlled Auto-Regressive Integrated Moving-Average (CARIMA).

Donde:

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + c_2q^{-2} + \dots + c_{nc}q^{-nc}$$

$\xi(t)$ : Es una secuencia aleatoria no correlacionada.

$\Delta$ : Es el operador diferencia  $1 - q^{-1}$ .

Asumiendo  $C(q^{-1}) = 1$

Se obtiene la ecuación (1.23):

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t-1) + \frac{\xi(t)}{\Delta} \quad (1.24)$$

Para hallar la predicción de la salida  $y(t+j)$  para  $j$  pasos adelante se usa la siguiente ecuación.

$$1 = E_j(q^{-1})A\Delta + q^{-1}F_j(q^{-1}) \quad (1.25)$$

Obtenidos los  $E_j$  y  $F_j$  de manera recursiva por medio de la ecuación diofántina se reemplazan en la ecuación (1.26) para obtener la estimación de las salidas futuras, se asume que la mejor predicción para  $\xi(t+j)$  es 0.

$$y(t+j) = E_jB\Delta u(t+j-1) + F_jy(t) \quad (1.26)$$

Se considera la siguiente función de costo a minimizar:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_2} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (1.27)$$

Donde:

$N_1$ : Es el horizonte de predicción mínimo.

$N_2$ : Es el horizonte de predicción máximo.

$\lambda(j)$ : Es el peso de variable de control.

De la ecuación (1.25) hacemos:

$$G_j = E_j B$$

La ecuación (1.25) se puede expresar de manera matricial.

$$\hat{y} = G\bar{u} + f$$

Donde se  $N_1=1$  y  $N_2=N$ :

$$\hat{y} = [\hat{y}(t+1), \dots, \hat{y}(t+N)]^T$$

$$\bar{u} = [\Delta u(t), \dots, \Delta u(t+N-1)]^T$$

$$f = [f(t+1), \dots, f(t+N)]^T$$

Y la matriz  $G$  es triangular superior.

$$G = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & \dots & 0 \\ g_2 & g_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ g_j & g_{j-1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ g_N & g_{N-1} & \dots & g_1 \end{bmatrix}$$

Expresando de manera matricial la función de costo se obtiene:

$$J = (G\bar{u} + f - w)^T(G\bar{u} + f - w) + \lambda\bar{u}^T\bar{u} \quad (1.28)$$

Donde:

$$w = [w(t + 1), \dots, w(t + N)]^T$$

Considerando que el sistema no tiene restricciones se puede obtener una solución explícita del controlador.

$$\bar{u} = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (w - f) \quad (1.29)$$

## 8. Formulación de control predictivo en variables de estados.

Se tomará la formulación para sistemas de múltiples entradas y múltiples salidas presentada en el libro (Haber, Bars, & Schmitz, 2011). Se considerará un modelo discreto multi-variable sin retardos.

Se tiene el modelo CARIMA en espacio de estados representado por las ecuaciones siguientes.

$$\begin{aligned} x_{\Delta}(k + 1) &= A_{\Delta x} x_{\Delta}(k) + B_{\Delta x} \Delta u(k) \\ y &= C_{\Delta x} x_{\Delta}(k) \end{aligned} \quad (1.30)$$

Considerando un sistema sin retardos y órdenes iguales los estados están agrupados en el vector:

$$x_{\Delta} = [y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n_a), \Delta u(k - 1), \Delta u(k - 2), \dots, \Delta u(k - n_b + 1)] \quad (1.31)$$

Usando como base el modelo anterior se obtiene la predicción de las salidas y los estados. Los valores para un instante adelante quedan expresados así.

$$\hat{x}_{\Delta}(k + 1) = A_{\Delta x} x_{\Delta}(k) + B_{\Delta x} \Delta u(k)$$

$$\hat{y}(k+1) = C_{\Delta x} \hat{x}_{\Delta}(k+1) = C_{\Delta x} A_{\Delta x} x_{\Delta}(k) + C_{\Delta x} B_{\Delta x} \Delta u(k) \quad (1.32)$$

Para dos instantes hacia adelante.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{\Delta}(k+2) &= A_{\Delta x} \hat{x}_{\Delta}(k+1) + B_{\Delta x} \Delta u(k+1) \\ &= A_{\Delta x}^2 x_{\Delta}(k) + A_{\Delta x} B_{\Delta x} \Delta u(k) + B_{\Delta x} \Delta u(k+1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{y}(k+2) &= C_{\Delta x} \hat{x}_{\Delta}(k+2) \\ &= C_{\Delta x} A_{\Delta x}^2 x_{\Delta}(k) + C_{\Delta x} A_{\Delta x} B_{\Delta x} \Delta u(k) + C_{\Delta x} B_{\Delta x} \Delta u(k+1) \end{aligned} \quad (1.33)$$

La predicción para  $n$  instantes adelante para los estados y las salidas quedan expresados por:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{\Delta}(k+n) &= A_{\Delta x}^n x_{\Delta}(k) + \sum_{i=0}^{n-1} A_{\Delta x}^{n-1-i} B_{\Delta x} \Delta u(k+i) \\ \hat{y}(k+n) &= C_{\Delta x} \hat{x}_{\Delta}(k+n) = C_{\Delta x} A_{\Delta x}^n x_{\Delta}(k) + \sum_{i=0}^{n-1} C_{\Delta x} A_{\Delta x}^{n-1-i} B_{\Delta x} \Delta u(k+i) \end{aligned} \quad (1.34)$$

Las predicciones de las salidas del sistema desde el instante 1 al instante  $n$ , expresadas en forma matricial, son.

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{y}(k+1) \\ \hat{y}(k+2) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{\Delta x} A_{\Delta x} \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x}^2 \\ \vdots \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x}^n \end{bmatrix} x_{\Delta} + \begin{bmatrix} C_{\Delta x} B_{\Delta x} & 0 & \dots & 0 \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x} B_{\Delta x} & C_{\Delta x} B_{\Delta x} & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x}^{n-1} B_{\Delta x} & C_{\Delta x} A_{\Delta x}^{n-2} B_{\Delta x} & \dots & C_{\Delta x} B_{\Delta x} \end{bmatrix} \Delta u \quad (1.35)$$

De forma compacta.

$$\hat{y} = F_x x_{\Delta} + H_x \Delta u \quad (1.36)$$

Donde:

$$F_x = \begin{bmatrix} C_{\Delta x} A_{\Delta x} \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x}^2 \\ \vdots \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x}^n \end{bmatrix}$$

$$H_x = \begin{bmatrix} C_{\Delta x} B_{\Delta x} & 0 & \dots & 0 \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x} B_{\Delta x} & C_{\Delta x} B_{\Delta x} & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{\Delta x} A_{\Delta x}^{n-1} B_{\Delta x} & C_{\Delta x} A_{\Delta x}^{n-2} B_{\Delta x} & \dots & C_{\Delta x} B_{\Delta x} \end{bmatrix}$$



## Capítulo 2

### Modelo de evaporador de jugo de caña de azúcar

#### 1. Introducción

Se ha usado el modelo descrito en (Ipanaqué, y otros, 2013) para este trabajo. El evaporador de jugo de caña de azúcar para la obtención de etanol consta de dos etapas. Cada etapa consta de las siguientes entradas: Flujo de jugo de entrada ( $F_e$ ) y flujo de vapor ( $V_e$ ), y de las siguientes salidas: Flujo de vapor de salida o vahos ( $V_s$ ), que se genera por la evaporación de agua contenida en el jugo de caña de azúcar. Flujo de condensado ( $C$ ) y flujo de jugo de salida ( $F_s$ ). Ver Figura 2.

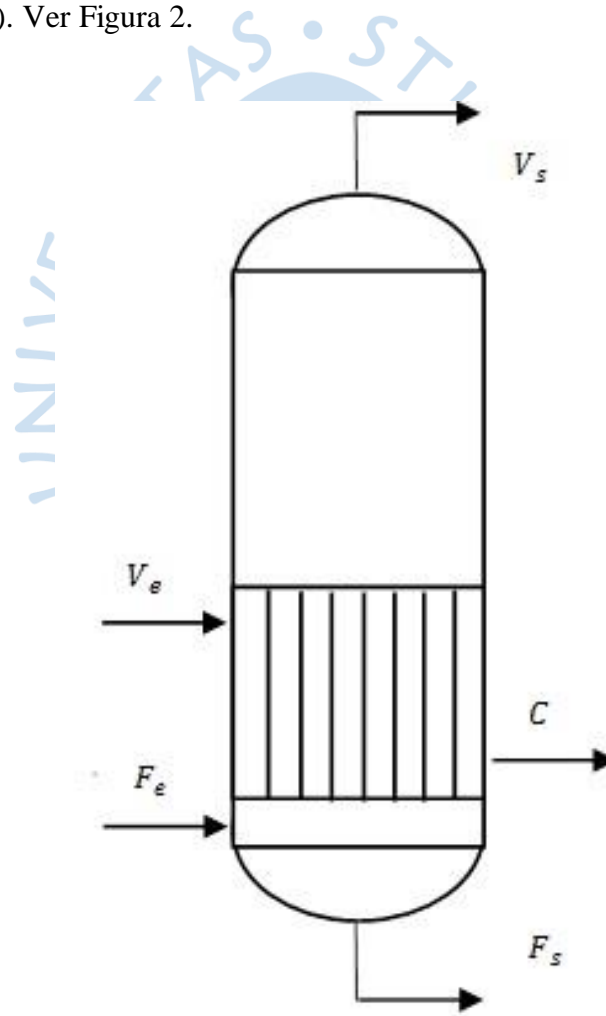


Figura 2 Esquema de una etapa del evaporador.

Fuente: elaboración propia

Los vahos de la primera etapa se introducen a la segunda etapa como flujo de vapor de entrada y el jugo de salida de la primera etapa ingresa a la segunda etapa como flujo de jugo

de entrada, como se muestra en la Figura 3. Con cada etapa la concentración de azúcares en el jugo aumenta.

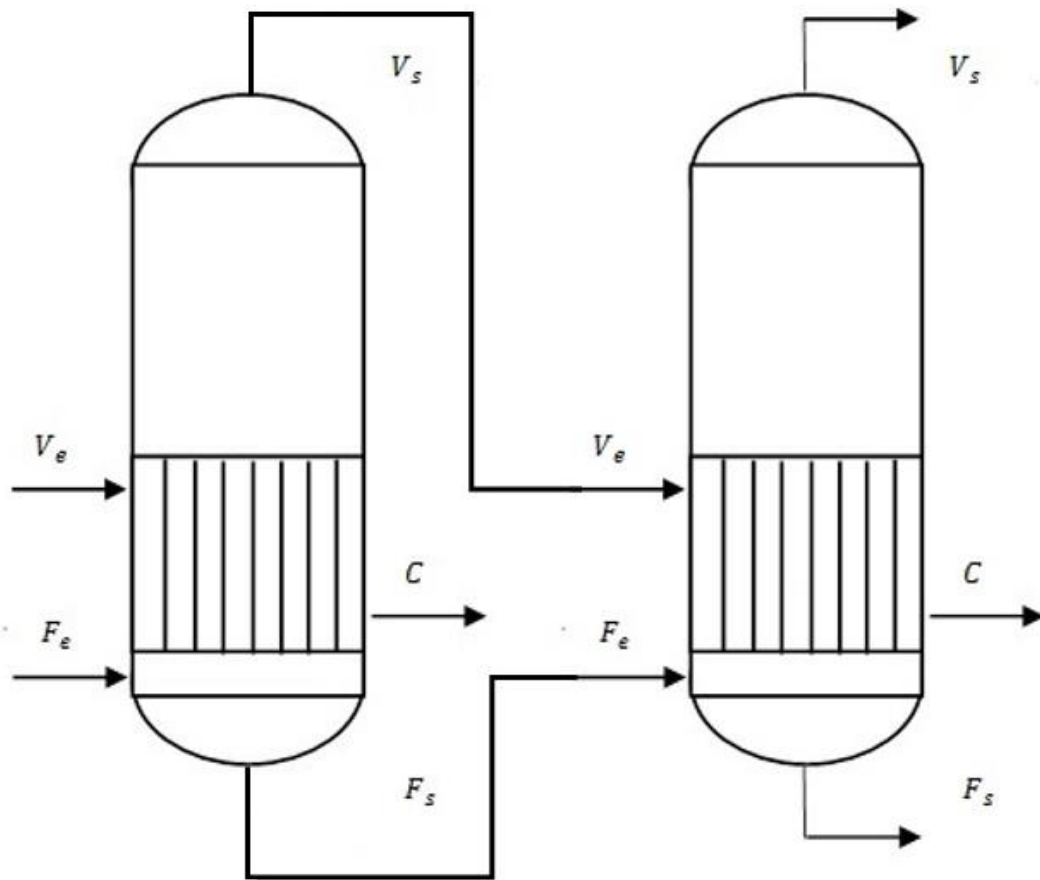


Figura 3 Esquema del evaporador de dos etapas.

Fuente: Elaboración Propia

Cada etapa está dividida en una cámara de concentración y una cámara de condensación según la metodología de (Manrique & Ipanaqué, 2011), (Cadet, Touré, Gilles, & Chabriat, 1999). En ambas se realizaron balances de masa y energía y ecuaciones algebraicas.

En modelo se desarrolló tomando en cuenta las siguientes hipótesis:

- No se considera las propiedades del flujo bifásico en la cámara de condensación. El calor transferido del vapor al jugo es calculado mediante la diferencia de energía a la entrada y la salida de la cámara.

- La masa de vahos dentro de la cámara de concentración y la masa de vapor dentro de la cámara de condensación son constantes.
- El nivel de jugo contenido en cada etapa se considera constante. Se estima la pérdida de calor en cada etapa del 20 % del calor total transferido por el vapor desde la cámara de condensación.
- En cada etapa los vahos generados y el jugo de caña de azúcar están a la temperatura de equilibrio. Se considera que cualquier cambio en el punto de ebullición del jugo es causado por un cambio en la concentración.
- El vapor la entrada de la cámara de condensación es considerado saturado y se condensa al momento de dejar la cámara.

## 2. Cámara de concentración o evaporación

La cámara de concentración tiene una entrada  $F_e$  (flujo másico de jugo de entrada) y dos salidas:  $F_s$  (flujo másico de jugo de salida) y  $V_s$  (Flujo másico de vapor de salida o vahos). El flujo  $V_s$  se genera de la evaporación del vapor contenido en el jugo de caña de azúcar dentro de la cámara de concentración, proceso generado por la adición de calor ( $Q$ ) desde la cámara de condensación.

### 2.1. Balance de masa en la cámara de concentración

$$\frac{dm_j}{dt} = F_e - V_s - F_s \quad (2.1)$$

Donde:  $m_j$  es la masa de jugo de caña contenido en la cámara.

### 2.2. Balance de energía en la cámara de concentración

$$\frac{dm_j H_j}{dt} = F_e H_{je} - V_s H_{vs} - F_s H_{js} + Q \quad (2.2)$$

Donde:  $H_j$ ,  $H_{je}$  y  $H_{js}$  son la entalpía el jugo de caña dentro, a la entrada y a la salida de la cámara.  $H_{vs}$  es la entalpía de los vahos a la salida y  $Q$  es el flujo de calor transferido desde la cámara de condensación.

### 2.3.Ecuación de balance del contenido de sólidos.

$$\frac{dm_j C_j}{dt} = F_e C_{je} - F_s C_{js} \quad (2.3)$$

Donde:  $C_j$ ,  $C_{je}$  y  $C_{js}$  son la concentración del jugo de caña dentro, a la entrada y a la salida de la cámara.

### 3. Cámara de condensación

La cámara de concentración tiene una entrada  $V_e$  (flujo másico de vapor de entrada) y una salida:  $C$  (flujo másico de condensado). El flujo  $V_e$  ingresa a la cámara de condensación como vapor saturado donde se asume que se condensa completamente transmitiendo el calor  $Q$  hacia la cámara de concentración, el condensado  $C$  deja la cámara como líquido saturado. Siendo  $Q$  el calor generado por el cambio de fase del vapor.

#### 3.1.Balance de masa en la cámara de condensación

$$\frac{dm_v}{dt} = V_e - C \quad (2.4)$$

Donde:  $m_v$  es la masa de vapor contenido en la cámara.

#### 3.2.Balance de energía en la cámara de condensación

$$\frac{dm_v H_v}{dt} = V_e H_{ve} - C H_c - Q \quad (2.5)$$

Donde:  $H_v$ ,  $H_{ve}$  y  $H_c$  son la entalpía el agua dentro, a la entrada y a la salida de la cámara.  $Q$  es el flujo de calor transferido desde la cámara de condensación.

### 4. Modelo completo

Siguiendo las hipótesis se asume que la masa de jugo contenida en la cámara de concentración se constante, las ecuaciones (2.1), (2.2) y (2.3) se reescribiría como (2.6), (2.7) y (2.8) respectivamente:

$$0 = F_e - V_s - F_s \quad (2.6)$$

$$m_j \frac{dH_j}{dt} = F_e H_{je} - V_s H_{vs} - F_s H_{js} + Q \quad (2.7)$$

$$m_j \frac{dC_j}{dt} = F_e C_{je} - F_s C_{js} \quad (2.8)$$

La masa de vapor contenida en la cámara de condensación es constante. Las ecuaciones (2.4) y (2.5) serán ahora:

$$C = V_e \quad (2.9)$$

$$m_v \frac{dH_v}{dt} = V_e H_{ve} - CH_c - Q \quad (2.10)$$

Se asume también que la energía dentro de la cámara de condensación es contante y despejando  $Q$ :

$$Q = V_e H_{ve} - CH_c \quad (2.11)$$

Despejando  $F_s$  en la ecuación (2.6)

$$F_s = F_e - V_s \quad (2.12)$$

Y reemplazando la ecuación (2.8)

$$m_j \frac{dC_j}{dt} = F_e C_{je} - (F_e - V_s) C_{js} \quad (2.13)$$

Despejando  $\frac{dC_j}{dt}$

$$\frac{dC_j}{dt} = \frac{F_e C_{je} - (F_e - V_s) C_{js}}{m_j} \quad (2.14)$$

Sabiendo que  $H_j$  es una función de la temperatura del jugo ( $T_j$ ) y la concentración del jugo ( $C_j$ ), se utiliza la regla de la cadena para derivar funciones compuestas de varias variables como sigue.

Siendo

$$\frac{dH_j}{dt} = \frac{dF(T_j(t), C_j(t))}{dt} \quad (2.15)$$

La derivada de  $H_j$  es:

$$\frac{dH_j}{dt} = \frac{\partial H_j}{\partial T_j} \frac{dT_j}{dt} + \frac{\partial H_j}{\partial C_j} \frac{dC_j}{dt} \quad (2.16)$$

Tomando la ecuación (2.7) y (2.16) se obtiene:

$$m_j \left( \frac{\partial H_j}{\partial T_j} \frac{dT_j}{dt} + \frac{\partial H_j}{\partial C_j} \frac{dC_j}{dt} \right) = F_e H_{je} - V_s H_{vs} - F_s H_{js} + Q \quad (2.17)$$

Reemplazando (2.14) en (2.17) se obtiene:

$$m_j \frac{\partial H_j}{\partial T_j} \frac{dT_j}{dt} + \frac{\partial H_j}{\partial C_j} (F_e C_{je} - (F_e - V_s) C_{js}) = F_e H_{je} - V_s H_{vs} - F_s H_{js} + Q \quad (2.18)$$

Y despejando  $\frac{dT_j}{dt}$

$$\frac{dT_j}{dt} = \frac{F_e H_{je} - V_s H_{vs} - F_s H_{js} + Q - \frac{\partial H_j}{\partial C_j} (F_e C_{je} - (F_e - V_s) C_{js})}{m_j \frac{\partial H_j}{\partial T_j}} \quad (2.19)$$

Se obtienen entonces dos ecuaciones diferenciales (2.14) y (2.19):

$$\frac{dT_j}{dt} = \frac{F_e H_{je} - V_s H_{vs} - F_s H_{js} + Q - \frac{\partial H_j}{\partial C_j} (F_e C_{je} - (F_e - V_s) C_{js})}{m_j \frac{\partial H_j}{\partial T_j}}$$

$$\frac{dC_j}{dt} = \frac{F_e C_{je} - (F_e - V_s) C_{js}}{m_j}$$

Unido a las ecuaciones (2.9), (2.11) y (2.12)

$$C = V_e$$

$$Q = V_e H_{ve} - C H_c$$

$$F_s = F_e - V_s$$

Además de las ecuaciones anteriores se usan ecuaciones que describan las propiedades termodinámicas.

La ecuación (2.20) describe la entalpía del jugo de caña de azúcar (Hugot, 1986), que depende de la temperatura del jugo ( $T_j$ ), la concentración ( $C_j$ ), y la pureza del jugo ( $q_j$ ).

$$H_j = 4.18868T_j - \left( (0.0297 - 4.65 \times 10^{-5} q_j) C_j + 3.75 \times 10^{-5} C_j T_j \right) T_j \quad (2.20)$$

Temperatura del vapor de alimentación ( $T_{ve}$ ):

$$T_{ve} = \frac{2147}{10.76 - \log_{10}(P_{ve})} - 273 \quad (2.21)$$

Donde  $P_{ve}$  es la presión de vapor a la entrada de la cámara de condensación.

Temperatura de los vahos ( $T_{vs}$ ):

$$T_{vs} = \frac{2147}{10.76 - \log_{10}(P_{vs})} - 273 \quad (2.22)$$

Donde  $P_{va}$  es la presión de los vahos a la salida de la cámara de concentración.

Entalpía de vapor de alimentación ( $H_{ve}$ )

$$H_{ve} = 2.5 \times 10^6 + 1813T_{ve} + 0.471T_{ve}^2 + 0.011T_{ve}^3 \quad (2.23)$$

Entalpía de los vahos ( $H_{va}$ )

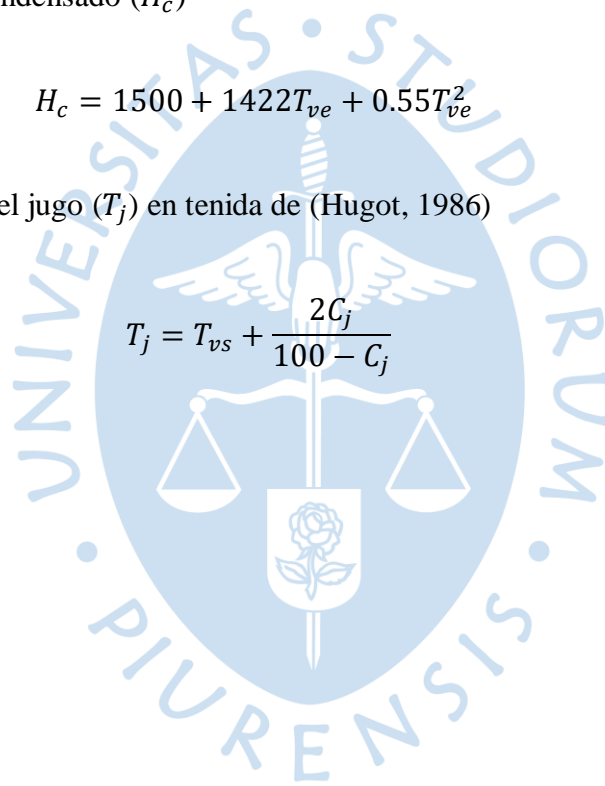
$$H_{vs} = 2.5 \times 10^6 + 1813T_{vs} + 0.471T_{vs}^2 + 0.011T_{vs}^3 \quad (2.24)$$

Entalpía del condensado ( $H_c$ )

$$H_c = 1500 + 1422T_{ve} + 0.55T_{ve}^2 \quad (2.25)$$

Temperatura del jugo ( $T_j$ ) en tenida de (Hugot, 1986)

$$T_j = T_{vs} + \frac{2C_j}{100 - C_j} \quad (2.26)$$



## Capítulo 3

### Diseño del regulador predictivo

#### 1. Introducción

Se realizará el control en simulación de un modelo de evaporador de jugo de caña de azúcar para la producción de etanol. Se considera una planta de una entrada y una salida. Se usará la estrategia NEPSAC de la familia de los controladores predictivos.

Se abarcará el problema de las restricciones mediante dos estrategias, primero se planteará un problema de optimización cuadrática con restricciones. Segundo como un problema de optimización cuadrática sin restricciones y recortando la señal de control se supera los valores máximo o mínimo, conocido como *clipping*. La primera estrategia la nombraremos NEPSAC y la segunda CNEPSAC.

La implementación del modelo y el control de proceso se realizaron en MATLAB. Los programas se adjuntan en el anexo 3

#### 2. Control del modelo de evaporador de jugo de caña de azúcar.

Para el control se usará el modelo del evaporador propuesto en (Oliden, Manrique, & Ipanaqué, 2017). En evaporador de jugo de caña de azúcar para la obtención de etanol consta de dos etapas. Cada una está dividida en una cámara de concentración y una cámara de condensación.

La variable manipulable será el flujo másico de vapor a la entrada de la primera etapa del evaporador y la variable controlable será la concentración del jugo de caña de azúcar a la salida de la segunda etapa.

**2.1. Sintonización del controlador por simulación.** Para la sintonización del controlador se usaron varias pruebas variando los parámetros del controlador horizonte de predicción ( $N_2$ ), horizonte de control ( $N_u$ ) y peso de la variable manipulable ( $\lambda$ ). Se comparan los resultados entre la estrategia NEPSAC y CNEPSAC gráficamente.

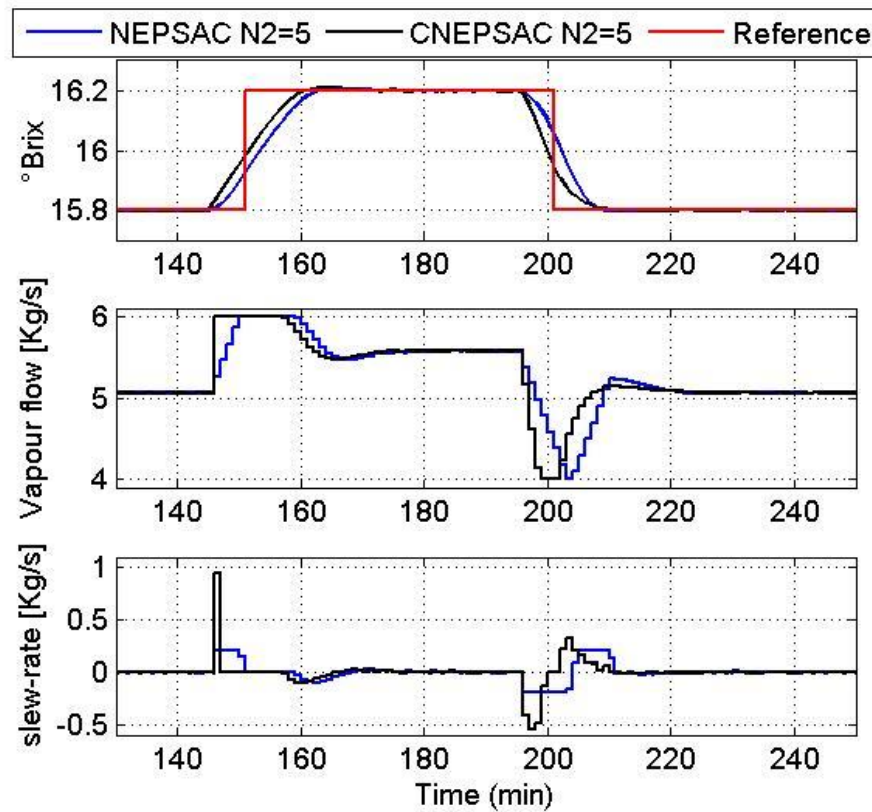


Figura 4 Simulación a horizonte de predicción de 5.

Fuente: Elaboración Propia.

El desempeño de los controladores NEPSAC y CNEPSAC se prueba bajo cambio de referencia y perturbaciones, tomando como índice el tiempo de respuesta y le error acumulado. El tiempo de muestra es 60s. Las restricciones son las siguientes:

$$4.0 \leq u(t) \leq 6.0$$

$$-0.2 \leq \Delta u(t) \leq 0.2$$

$$15.0 \leq y(t) \leq 17.0$$

Donde  $u(t)$  es la variable manipulable,  $\Delta u(t)$  la variación de la variable manipulable y  $y(t)$  es la variable controlable. Para las simulaciones la variable controlable es los grados Brix y la variable manipulable el flujo de vapor.

**2.2.Análisis de los resultados** En la Figura 4 se presenta la simulación del proceso con un horizonte de predicción de 5, horizonte de control de 1 y lambda de 1. La respuesta del

sistema es estable a lazo cerrado con una velocidad de respuesta de 18 min aproximadamente ante cambios de referencia.

En la Figura 5 se presenta la simulación del proceso con un horizonte de predicción de 8, horizonte de control de 1 y lambda de 1. La respuesta del sistema es estable a lazo cerrado con una velocidad de respuesta de 20 min aproximadamente ante cambios de referencia.

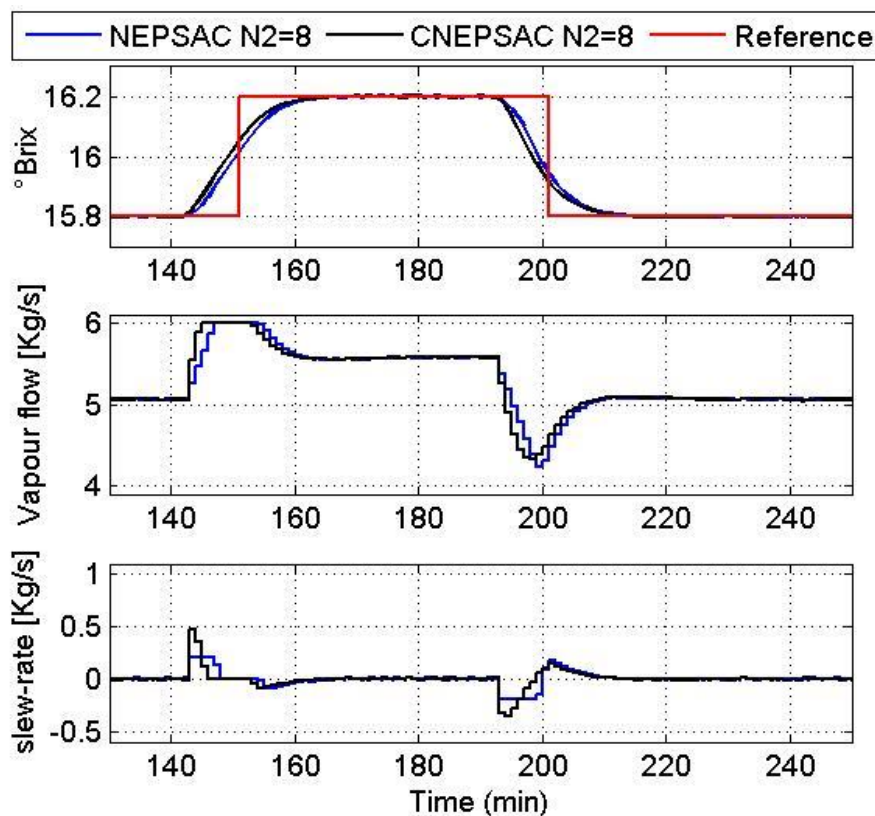


Figura 5 Simulación a horizonte de predicción de 8.

Fuente: Elaboración propia.



**Capítulo 4**  
**Resultados de la investigación**





# Modelling, simulation and Nonlinear Control of an Evaporator for Bioethanol production

José Oviden  
Dpto. de Ingeniería Mecánico Eléctrica  
Universidad de Piura  
Piura, Perú  
[jose.oliden@udep.pe](mailto:jose.oliden@udep.pe)

Universidad de Piura  
Piura, Perú  
[jose.manrique@udep.pe](mailto:jose.manrique@udep.pe)

Dpto. de Ingeniería Mecánico  
Eléctrica  
Universidad de Piura  
Piura, Perú  
[william.ipanaque@udep.pe](mailto:william.ipanaque@udep.pe)

José Manrique  
Dpto. de Ingeniería Mecánico Eléctrica

William Ipanaque, Senior  
Member, IEEE

**Abstract**—This paper presents the modeling, simulation of a double-stage evaporation process to obtain Bioethanol from sugarcane juice; the model was validated with data from a plant located in Peru. So is the calculation of a Nonlinear Control and optimization following the Extended Prediction Self-Adaptive Control approach, because it has less computational load. The results achieved the control of juice concentration at the output of the last production stage. The paper shows this control strategic with constraints in Brix output, flow input and flow input variation.

community due to its positive environmental and economic impact [1]. The production of bioethanol from biomass is one of the alternatives to reduce the consumption of traditional fuels [2]-[4]. [3] and [4] have reported that bioethanol production can be increased by using sugar cane as biomass. It is desirable to implement more advanced control techniques to improve biofuel yield from sugar cane.

A critical stage in the production chain of bioethanol is carried out within the evaporator. Sugar crops like sugar cane just have to be crushed and to be extracted with hot water/steam to get aqueous sugar concentrates which can be fermented to obtain bioethanol. The fermentation pathways require thermal energy, especially steam, for feedstock pretreatment, rectification and for evaporation and drying of the fermentation residues. Multi-staged evaporators and heat recovery systems serve to reduce the need of energy [5]. However,

**Keywords**—*Evaporation, Bioethanol, Nonlinear Control, Constraints.*

## I. INTRODUCTION

Peru, as well as other countries, pays primordial attention to production of biofuel. Processes involving biofuel production have received quite some attention from scientific

extensive heat recovery systems increase the costs for investment and maintenance of the ethanol plant. Therefore, more advanced control techniques are needed to optimize the productivity while minimizing the energy consumption.

Previous research in modeling and control of the evaporator has been reported in [6], [7] y [8]. The reference [9] presents a dynamic model of a multiple-stage evaporator for the concentration of tomato juice where the properties calculated consider an economic optimization, in [10] presents the simulation and optimization of an evaporator of six stages in desalination process where the equations of the model are distributed in programming blocks. An interesting work has been presented by [11], in which models of the juice and steam chambers were developed; those models considered environmental heat exchange and they were validated with real data. A model of a multi-stage evaporator for sugar production is presented in [12]. These articles relate thermal physical properties and consider some specific parameter constants e.g. the overall heat transfer coefficient and the latent heat of vaporization.

Industry has widely accepted model predictive control (MPC) as a powerful feedback control strategy which is well suited for high performance control of

constrained processes. MPC is a general designation for controllers that make explicit use of a model of the plant to obtain the control signal by minimizing an objective function [13]. In general, the objective is minimized over a defined finite horizon, so the basic idea of the method is to calculate a sequence of future control signals in order to minimize a cost function defined over a prediction horizon. The MPC typically sends out only the first value of the calculated control signal, and repeats the calculation next sampling time i.e. '*receding horizon principle*'. While the case of linear MPC can be considered to be in a mature stage [14], nonlinear predictive control still represents a potential area for industry and academia, [15], [16] and [17].

In this study a nonlinear model of a two stages evaporator is presented and validated with real data obtained from a plant located in Peru. This model is used for prediction purposes following the Nonlinear Extended Prediction Self-Adaptive Control (NEPSAC) approach to nonlinear MPC [18], [19]. This algorithm has been chosen as it avoids linearization, it requires less computational load to solve the nonlinear optimization, besides the fact that its tuning parameters are performance oriented; hence, easy to understand.

This paper is structured as follows: the next section provides a detailed description of the evaporator modeling, followed by a brief description of NEPSAC algorithm in section III. In section VI validation of the nonlinear model with experimental data is discussed. Section V presents the obtained results of the different control strategies. Some conclusions summarize the main outcome of this investigation in section VI.

## II. MODEL OF EVAPORATOR

In order to model the evaporator the bioethanol production is considered to occur in two stages. Each stage is divided in a heating or condensation chamber and a concentration or evaporation chamber [20], [21]. Heat is transferred between the chambers through a set of pipes transporting vapour (Robert type evaporator). A one stage Robert evaporator scheme is depicted in Fig. 1. Modeling of the evaporator is subject to the following hypothesis:

- The biphasic flow properties in the heating chamber are not considered; therefore, heat transferred from steam to the juice is calculated as the difference between the energy at the input and the output of the chamber.
- The vapour mass inside the concentration chamber (vapour inside the evaporator) and the steam mass inside the condensation

chamber (allocated in the calandria vessel) are constant.

The level of juice content in each stage is constant. The heat transfer losses in each stage represent an estimated mean value of about 20% of the total heat delivered by the steam.

In each stage, the steam generated and the sugar cane juice are in equilibrium temperature. It is considered that any increment in the boiling point of the juice is caused by its degree of concentration.

The steam in the heating chamber is considered to be saturated and condensed at the moment of leaving the chamber.

The steam outlet of the stage 1 is the input of stage 2 and the output juice of stage 1 enters the next stage as the input stream. Condensation and concentration chambers are analyzed separately. The variables used in the model are described as follows:

$\dot{m}_{steam\ in}$	: Mass flow of inlet steam [kg/s]
$\dot{m}_{cond}$	: Mass flow of the condensate [kg/s]
$H_{steam\ in}$	: Enthalpy of inlet steam [J]
$H_{cond}$	: Enthalpy of condensate [J]
$\dot{q}_{trans}$	: Flow of the heat transferred [J/s]

$\dot{m}_{juice\ in}$  : Mass flow of inlet juice  
[kg/s]

$\dot{m}_{vapour\ out}$  : Mass flow of outlet  
vapour [kg/s]

$\dot{m}_{juice\ out}$  : Mass flow of outlet juice  
[kg/s]

$H_{juice\ in}$  : Enthalpy of inlet juice [J]

$H_{juice\ out}$  : Enthalpy of outlet juice  
[J]

$H_{vapour\ out}$  : Enthalpy of outlet vapour  
[J]

$C_{juice\ in}$  : Concentration of inlet  
juice [°Brix]

$C_{juice\ out}$  : Concentration of outlet  
juice [°Brix]

$p_0$  : Pressure of inlet steam  
[Pa]

$p_1$  : Pressure of vapour in the  
first stage [Pa]

$p_2$  : Pressure of vapour in the  
second stage [Pa]

$q_{juice}$  : Purity of juice [%], equal  
to 93 [22].

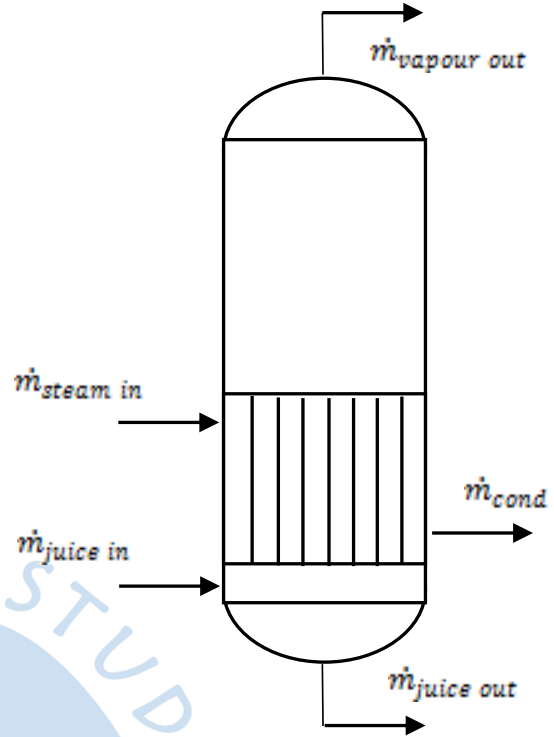


Fig. 1. Schematic representation of a one stage Robert evaporator

A. Heating or condensation chamber:

Mass Balances:

$$\frac{d\dot{m}_{steam}}{dt} = \dot{m}_{steam\ in} - \dot{m}_{cond} \quad (1)$$

Energy Balance:

$$\frac{d\dot{m}_{steam}H_{steam}}{dt} = \dot{m}_{steam\ in}H_{steam\ in}$$

$$- \dot{m}_{cond}H_{cond} - \dot{q}_{trans}$$

(2)

B. Concentration or evaporation  
chamber:

Mass Balance:

$$\frac{d\dot{m}_{juice}}{dt} = \dot{m}_{juice\ in} - \dot{m}_{vapour\ out} -$$

$$\dot{m}_{juice\ out} \quad (3)$$

Energy Balance:

$$\begin{aligned} \frac{d\dot{m}_{juice}H_{juice}}{dt} = & \dot{m}_{juice\ int}H_{juice\ int} \\ & - \dot{m}_{juice\ out}H_{juice\ out} \\ & - \dot{m}_{vapour\ out}H_{vapour\ out} + \dot{q}_{trans} \end{aligned} \quad (4)$$

Concentration Balance:

$$\begin{aligned} \frac{d\dot{m}_{juice}C_{juice}}{dt} = & \dot{m}_{juice\ int}C_{juice\ int} - \\ & \dot{m}_{juice\ out}C_{juice\ out} \end{aligned} \quad (5)$$

In order to simplify the model it is considered the energy do not vary in time in both heating and concentration chambers, as in others contexts [22]. The system has two manipulated variables, the mass flow of inlet steam  $\dot{m}_{steam\ in}$ , which greatly influences the heat transferred  $\dot{q}_{trans}$ ; and the mass flow of inlet juice  $\dot{m}_{juice\ int}$ . The variation of the concentration and temperature have the following equation [22].

$$\begin{aligned} \frac{dC_{juice}}{dt} = & \frac{1}{m_{juice}} [\dot{m}_{juice\ int}(C_{juice\ int} \\ & - C_{juice}) \\ & + \dot{m}_{vapour\ out}C_{juice}] \end{aligned}$$

$$\frac{dT_{juice}}{dt} = \frac{1}{m} [\dot{m}_{juice\ int}(C_{juice\ int} - C_{juice}) + \dot{m}_{vapour\ out}C_{juice}] \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{dT_{juice}}{dt} = & m_{juice\ int} \frac{dH_{juice\ int}}{dt} [ \dot{m}_{juice\ int}(H_{juice\ int} \\ & - H_{juice}) ] \\ & - \frac{dH_{juice}}{dc}(C_{juice\ int} - C_{juice}) - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \dot{m}_{vapour\ out} \left( H_{vapour\ out} - H_{juice} \right. \\ \left. + \frac{dH_{juice}}{dc} C_{juice} \right) + \dot{q}_{transf} \end{aligned} \quad (7)$$

Besides the equations shown above, to the model is added the algebraic equations for the calculation of the physic properties of the juice as well as the steam, for example, the enthalpy of the juice depends on its concentration  $C_{juice}$  and temperature [23], represented by:

$$\begin{aligned} H_{juice} = & 4.1868T_{juice} \\ & - \left( (0.0297 - 4.65 \times 10^{-5} q_{juice}) C_{juice} \right. \\ & \left. + 3.75 \times 10^{-5} C_{juice} T_{juice} \right) T_{juice} \end{aligned} \quad (8)$$

Where,  $q_{juice}$  is the purity of the sugar cane juice. Furthermore, it is assumed that the inlet pressure of the steam and the pressures in the concentration chambers are kept constant.

### III. NONLINEAR PREDICTIVE CONTROL: NEPSAC APROACH

The NEPSAC algorithm is developed from the original ideas of the linear Extended Prediction Self-adaptive control (EPSAC) methodology [24], [18]. In order to capture the ideas behind NEPSAC algorithm, first some fundamental guidelines to linear MPC must be addressed.

The process is modeled as:

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (9) \quad Y_{opt} = GU \quad (12)$$

Where  $y(t)$  the measured output of the process is,  $x(t)$  is the model output and  $n(t)$  represents model/process disturbance. A fundamental step in the MPC methodology consists of the prediction (over a prediction horizon  $N_2$ ) of the process output  $\{y(t+k|t), k = 1 \dots N_2\}$  based on previous measurements and control actions available at time  $t$   $\{y(t), y(t-1), \dots, u(t-1), u(t-2), \dots\}$  and future (postulated) values of the input  $\{u(t|t), u(t+1|t), \dots\}$ .

Then shifting the process model (9) in time gives:

$$y(t+k|t) = x(t+k|t) + n(t+k|t) \quad (10)$$

The future response can be considered as the cumulative result of 2 effects:

$$y(t+k|t) = y_{base}(t+k|t) + y_{opt}(t+k|t) \quad (11)$$

$y_{base}(t+k|t)$  is the effect of the past inputs and a future base control sequence  $u_{base}(t+k|t)$  and the disturbance.

$y_{optimo}(t+k|t)$  is the effect of the optimizing control actions  $\delta u(t+k|t) =$

$u(t+k|t) - u_{base}(t+k|t)$ , in a control horizon  $N_u$ . The optimized output can be expressed as the discrete-time convolution. In matrix notation:

Where:

$$Y_{opt} = [y_{opt}(t+N_1|t) \dots y_{opt}(t+N_2|t)]^T$$

$$U = [\delta u(t|t) \dots \delta u(t+N_u-1|t)]^T$$

**G**

$$= \begin{bmatrix} h_{N_1} & h_{N_1-1} & h_{N_1-2} & \dots & g_{N_1-N_u+1} \\ h_{N_1+1} & h_{N_1} & h_{N_1-1} & \dots & g_{N_1-N_u+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ h_{N_2} & h_{N_2+1} & h_{N_2+2} & \dots & g_{N_2-N_u+1} \end{bmatrix}$$

The matrix **G** had obtained from the nonlinear model of the evaporator. The impulse and step test were used to obtain the  $h_i$  and  $g_i$  elements, respectively.

The predicted output is finally expressed as:

$$Y = \bar{Y} + G \cdot U \quad (13)$$

Where:

$$Y = [y(t+N_1|t) \dots y(t+N_2|t)]^T$$

$$\bar{Y} = [y_{base}(t+N_1|t) \dots y_{base}(t+N_2|t)]^T$$

Once the output is predicted, it is possible to optimize the control signal  $U$  by minimizing the cost function  $J$ :

$$\sum_{N_1}^{N_2} [r(t+k|t) - y(t+k|t)]^2 + \lambda \sum_0^{N_u-1} [\delta u(t+k|t)]^2 \quad (14)$$

Where  $\lambda$  is a weighting parameter on the manipulated variable and  $r(t+k|t)$  is the reference. By minimizing the cost function

(14) for  $U$ , the optimal solution in matrix notation is obtained:

$$U = [G^T G + \lambda I]^{-1} G^T [R - \bar{Y}] \quad (15)$$

$$R = \begin{bmatrix} r(t + N_1|t) \\ \vdots \\ r(t + N_1|t) \end{bmatrix} \quad (16)$$

#### A. NEPSAC algorithm:

The EPSAC algorithm has been extended to deal with processes with nonlinear behavior, resulting in the NEPSAC algorithm. The strategy consists in approximating iteratively the model predictions from a sequence of future inputs, such that these predictions converge to the optimal one. To this end, the future control actions are expressed as the summation of a base sequence  $u_{base}(t + k|t)$  and an optimal sequence  $\delta u(t + k|t)$ .

$$u(t + k|t) = u_{base}(t + k|t) + \delta u(t + k|t) \quad (17)$$

In the linear case the value of  $u_{base}(t + k|t)$  is not relevant and can even be set as zero, but in the nonlinear case it is extremely important. The reason is simple, as it is a nonlinear system the superposition principle used in (9) does not hold and the response of the system depends on the given value of the manipulated variable and also on the current state of the system; in other words, the initial conditions become essential as the system will not necessarily

present the same behavior at different operating points after applying the same input. That is why in nonlinear systems a more difficult problem is faced.

The iteration procedure of the NEPSAC algorithm consists in selecting  $u_{base}(t + k|t)$  appropriately, making it possible to decrease the term  $y_{opt}(t + k|t)$  in (9) to a value smaller than a predefined tolerance  $\varepsilon$ . This then results in the optimal solution, also for nonlinear systems, because the superposition principle is no longer involved.

The NEPSAC procedure, valid for nonlinear systems, can be summarized as follows:

1. Measure the process output  $y(t)$ .
2. Select a vector  $U_{base}$ .
3. Obtain  $\bar{Y}$  using  $U_{base}$ .
4. Calculate the G matrix.
5. Compute  $U$  by minimizing the cost function  $J$ . If  $U < \varepsilon$  then  $u(t) = u_{base}(t|t) + U$  and return to step 1 the next sampling time. If not  $u_{base} = u_{base} + U$  and return to step 3, within the same sampling period.

This methodology is followed each sampling time. The amount of iterations depends on how close is  $u_{base}$  with relation to  $u_{opt}$ .

#### IV. MODEL VALIDATION

The nonlinear model of the evaporator was implemented in Matlab/Simulink® environment. The parameters used in the simulation are presented in table 1. The nominal values are susceptible to changes due to factors such as: ambient temperature, fluctuations in the temperature, pressure or concentration of the inlet juice. A comparison between the developed model and experimental data is presented in table 2, in which agreement between the simulated and measured values suggest the validity of the nonlinear model. The value of the output in the second stage changes from 15 to 16.5 °Brix, it is noticeable how this stage has a slower dynamic compared to the first stage (for different values in the inlet steam). The output of the second stage to different changes in the inlet steam is depicted in figure 3. The concentration of solids increase with the steam flow. Figure 2 shows the response of the concentration in °Brix in each stage of the evaporator after applying a step input in the mass flow of inlet steam ( $\dot{m}_{steam\ in}$ ) from 4.00 kg/s to 5.42 kg /s.

TABLE I. PARAMETERS OF THE TWO STAGE EVAPORATOR

<i>Parameters</i>	<i>Nominal Values</i>
$C_{juice\ in}$	13.91 °Brix
$T_{juice\ in}$	93.97 °C
$\dot{m}_{juice\ in}$	33.02 kg/s

<i>Parameters</i>	<i>Nominal Values</i>
$\dot{m}_{steam\ in}$	5.42 kg/s
$C_{juice\ out}$	16.08 °Brix
$\dot{m}_{vapour\ out}$	2.39 kg/s
$\dot{m}_{juice\ out}$	28.56 kg/s
$p_0$	374.81 kPa
$p_1$	276.55 kPa
$p_2$	177.28 kPa

TABLE II. COMPARATION OF THE DATA OBTAINED USING THE PROPOSED MODEL AND THE REAL PLANT “AGRICOLA DEL CHIRA”

	<b>Concentrations</b>		
	<b>°Brix at the inlet of the evaporator</b>	<b>Concentration at the outlet of stage 1</b>	<b>Concentration at the outlet of stage 2</b>
Real plant	13.91	14.95	15.44
Simulation	13.91	14.84	16.086

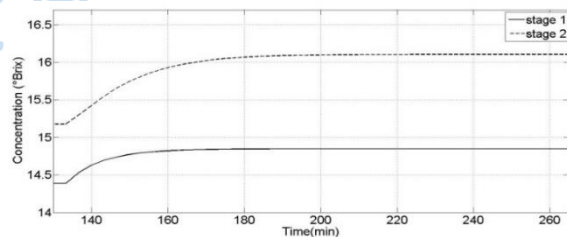


Fig. 2. Results Schematic representation of a Response to step input ( $\dot{m}_{steam\ in}$ ): °Brix in the first and second stage of the evaporator.

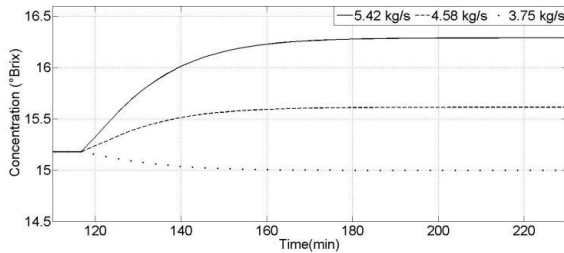


Fig. 3. Output concentration [°Brix] in the second stage for different inlet steam flows [kg/s].

## V. RESULTS

The performance of the NEPSAC controller is tested under two approach: clipping referred as CNEPSAC and constrained NEPSAC just referred as NEPSAC. The control horizon is  $N_u = 1$  in all cases and the sample time is 60s. The parameter  $\lambda$  had little influence on the process response, it has been given the value of one. The constraints are the following:

$$4.0 \leq u(t) \leq 6.0$$

$$-0.2 \leq \Delta u(t) \leq 0.2$$

$$15.0 \leq y(t) \leq 17.0$$

The tracking is tested in the experiments. In both experiments, the setpoint change from 15.8 brix to 16.2 brix and then to 15.8 brix. The constrained NEPSAC (NEPSAC  $N_2 = 5$  and NEPSAC  $N_2 = 8$ ) showed in figures 4 and 5, respectively is lower than clipping NEPSAC (CNEPSAC  $N_2 = 5$  and CNEPSAC  $N_2 = 8$ ). However, the control effort is more aggressive, that is observe in the vapour flow and a slew -rate.

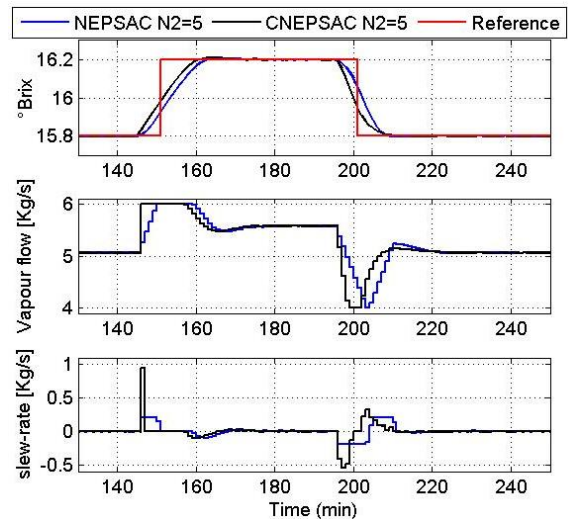


Fig. 4. Control performance during tracking experiment with control horizon  $N_2 = 5$ .

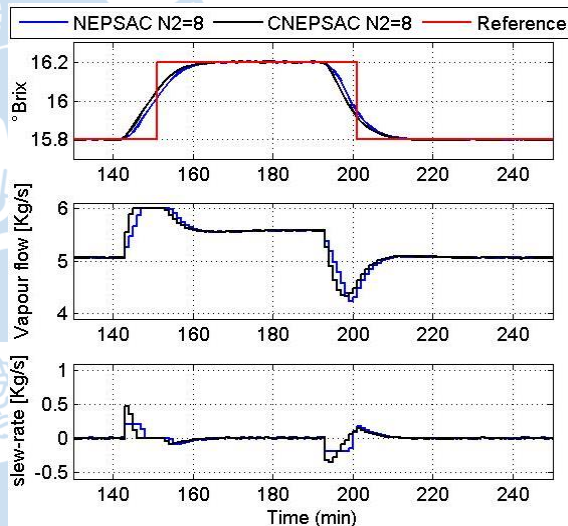


Fig. 5. Control performance during tracking experiment with control horizon  $N_2 = 8$ .

## VI. CONCLUSIONS

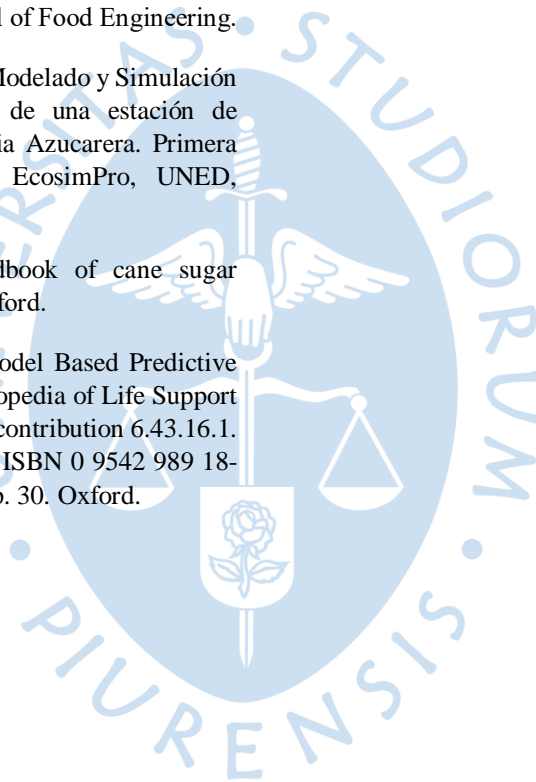
The model evaporator for Bioethanol production has been successfully used in nonlinear predictive controller. The NEPSAC methodology has suitable performance in tracking reference. The NEPSAC methodology permits the input, the output and slew-rate constraints. The next

step in this work is the implementation of these techniques in a real evaporator.

## REFERENCES

- [1] Gupta K.K., Rehman A., Sarviya R.M. (2010). Bio-fuels for the gas turbine: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 14pp. 2946–2955
- [2] Caetano Nídia S., Mata Teresa M., Martins António A., Felgueiras Manuel Carlos, (2017) *New Trends in Energy Production and Utilization, Energy Procedia, Volume 107, pp 7-14, ISSN 1876-6102, https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.12.122.*
- [3] Laser Mark, Schulman Deborah, Allen Stephen G, Lichwa Joseph, Antal Jr. Michael J, Lynd Lee R. (2002). A comparison of liquid hot water and steam pretreatments of sugar cane bagasse for bioconversion to ethanol. *Bioresource Technology. Volume 81, Issue 1, pp. 33-44.*
- [4] Limtong Savitree, Sringiew Chutima, Yongmanitchai Wichien. (2007). Production of fuel ethanol at high temperature from sugar cane juice by a newly isolated *Kluyveromyces marxianus*. *Bioresource Technology, Volume 98, Issue 17, pp. 3367-3374.*
- [5] Dias M., Modesto M., Ensinas A. Nebra S., Filho R., and Rossel C., (2010). Improving bioethanol production from sugarcane: evaluation of distillation, thermal integration and cogeneration systems, *Energy* (2010), doi: 10.1016/j.energy.2010.09.024.
- [6] Gomolka, W. (1985). "Contribution a l' etude de l' analysedynamique, de la simulation et de l'automatization d'unprocede d' evaporation a multiples efts", Doctoral Thesis, Ecole Centrale des Arts et Manufactures, Paris.
- [7] Rousset, F., Saincir, Y., & Daclin, M. (1989a). "Automatic process control of multiple - effect evaporation" (Part I). 114(4), pp. 323-328. Zuckerind.
- [8] Rousset, F., Saincir, Y., & Daclin, M. (1989b). "Automatic process control of multiple - effect evaporation" (Part II). 114(4), pp. 470-476. Zuckerind.
- [9] Miranda V., R. Simpson, (2004). Modelling and simulation of an industrial multiple effect evaporator: tomato concentrate. *Journal of Food Engineering* 66, 203 - 210.
- [10] Khademi M.H., M.R. Rahimpour, A. Jahanmiri., (2008). "Simulation and optimization of a six-effect evaporator in a desalination process". *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 339 - 347.
- [11] Villar, E., De rada, C & Perez - Corral, J. (1993). "Simulación dinámica de la estación de evaporación de una industria azucarera". *Informática and automática*, 26 (2), 11-21.
- [12] Chantasiriwan Somchart (2016), "Simulation of Quadruple-Effect Evaporator with Vapor Bleeding Used for Juice Heating". *International Journal of Food Engineering Volume. 2, No. 1, pp 36-41.*
- [13] Camacho, E.F., Bordons, C. (2007). Nonlinear model predictive control: an introductory review. In: *Assessment and future directions of nonlinear Model Predictive Control*, R. Findeisen et al. (eds.) LNCIS, 358, Vol. 40, pp. 1-16, pp. 59-70, Springer Berlin Heidelberg.
- [14] Qin S.J., and Badgwell T.A., (2003). A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice* 11, pp 733–764.
- [15] Li, Peng, Zhu , Zheng H., (2017) "Line-of-sight nonlinear model predictive control for autonomous rendezvous in elliptical orbit", *Aerospace Science and Technology, Volume 69, pp 236-243, ISSN 1270-9638, https://doi.org/10.1016/j.ast.2017.06.030.*
- [16] Ajbar, AbdelHamid, Ali, Emad, (2017) "Study of advanced control of ethanol production through continuous fermentation", *Journal of King Saud University - Engineering Sciences, Volume 29, Issue 1, pp 1-11, ISSN 1018-3639, https://doi.org/10.1016/j.jksues.2015.10.005.*
- [17] Zhang, Jun, Sun, Tairen, Zhao, Dean, Hong, Jianqing, Sun, Yueping, (2017), "Robust model predictive control of the automatic operation boats for aquaculture", *Computers and Electronics in Agriculture, Volume 142, Part A, pp 118-125, ISSN 0168-1699, https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.08.016.*
- [18] De Keyser R., Lazar M. (2004). Nonlinear predictive control of a DC-to-DC converter. In: *Symposium on Power Electronics, Electrical Drives Automation & Motion - SPEEDAM. Capry, Italy.*

- [19] De Keyser, R., Donald III, J. (2007). Application of the NEPSAC Nonlinear predictive control strategy to a semiconductor reactor. In: Assessment and future directions of nonlinear Model Predictive Control, R. Findeisen et al. (eds.) LNCIS, 358, pp. 503-512, Springer Berlin Heidelberg.
- [20] Ipanaqué W. y Manrique J. (2011). Modeling and simulation of a multistage evaporator in ethanol plant using ECOSIMPRO environment. IEEE International Conference on Control and Automation, ICCA , art. no. 6137971 , pp. 71-75
- [21] Cadet C., Tourea Y., Gilles G., Chabriat J.P. (1999). Knowledge modeling and nonlinear predictive control of evaporators in cane sugar production plants”, Journal of Food Engineering.
- [22] Simón-Pérez, E., (2001). Modelado y Simulación Dinámica en EcosimPro de una estación de evaporación de la Industria Azucarera. Primera reunión de usuarios de EcosimPro, UNED, Madrid, 3-4 Mayo.
- [23] Hugot, E. (1986). "Handbook of cane sugar engineering" (3rd ed.), Oxford.
- [24] De Keyser, R., (2003). Model Based Predictive Control. UNESCO Encyclopedia of Life Support Systems (EoLSS). Article contribution 6.43.16.1. Eolss Publishers Co. Ltd., ISBN 0 9542 989 18-26- 34 (www.eolss.net), pp. 30. Oxford.





## Conclusiones

Se ha mostrado la aplicación de un control predictivo no lineal con parámetros bastante intuitivos. Las prestaciones del control han sido probadas frente a variaciones en una perturbación y frente a variaciones en la referencia. La estrategia de control NEPSAC obtiene un comportamiento óptimo para valores cercanos a los nominales.

Las estrategias de control NEPSAC y CNEPSAC han obtenido un desempeño adecuado para este sistema. CNEPSAC tiene la ventaja de poder implementarse en como una función recursiva. Mientras que NEPSAC necesita resolver un problema de programación cuadrática.





## Referencias bibliográficas

- Adam, E. J. (2014). *Conceptos Básicos de control predictivo*. Santa Fe, Argentina: Departamento de ingeniería química-FIQ-Universidad Nacional del litoral .
- Ajbar, A., & Ali, E. (2017). study of danced control of ethanol production through continuous fermentation. *Journal of King Saud University-engineering science*, 29(1), 1-11.
- Cadet, C., Touré, Y., Gilles, G., & Chabriat, J. P. (1999). Knowledge modeling and nonlinear predictive control of evaporators in cane sugar production plants. *Journal of food engineering*, 40(1-2), 59-70.
- Caetano, N. S., Mata, T. M., Martins, A. A., & Felgueiras, M. C. (2017). New trends in energy production and utilization . *Energy procedia*, 107, 7-14.
- Camacho, E. F., & Bordons, C. (2007). Nonlinear model predictive control: An introductory review. En *Assessment and future directions of nonlinear predictive control* (págs. 1-16). Berlin: Springer Berlin Heidelberg.
- Capcha, M., Ipanaqué, w., & De Keyser, R. (2017). Comparison of model-based and non-based strategies for nonlinear control of a three-tank system. *IEEE 22nd International Conference on Emerging Technologies & Factory Automation*. Limassol, Cyprus.
- Chantasiriwan, S. (2016). Simulation of quadruple-effect evaporator with vapor bleeding used for juice heating. *International Journal of food engineering*, 2(1), 36-41.
- Clarke, D. W., & Mohtadi, C. (1989). Properties of Generalized Predictive Control. *Automatica*, 25(6), 859-875.
- Clarke, D. W., Mohtadi, C., & Tuffs, P. S. (1987a). Generalized Predictive Control Part I- The Basic Algorithm. *Automatica*, 23(2), 137-148.
- Clarke, D. W., Mohtadi, C., & Tuffs, P. S. (1987b). Generalized Preidictive Control Part II- Extensions and Interpretation. *Automatica*, 23(2), 149-160.
- Cutler, C. R., & Ramaker, B. L. (1980). Dynamic Matrix Control- a computer algorithm. *Joint Automatic control conference*, 17, 72.
- Daclin, M., Rousset, F., & Saincir, Y. (1989). Automatic process control of multiple-effect evaporation (Part 1). *Zuckerindustrie*, 114(4 Pt. 1), 323-328.
- Daclin, M., Rousset, F., & Saincir, Y. (1989). Automatic process control of multiple-effect evaporation (Part 2). *Zurkerindustrie*, 114(6 Pt. 2), 470-476.
- De keyser, R. M., & Van Cauwenberghe, A. R. (1985). Extended Prediction Self-Adaptive Control. *IFAC Proceedings Volumes*, 18(5), 1255-1260.
- De Keyser, R., & Donald, J. (2007). Appliacation of the NEPSAC Nonlinear predictive control strategy to a semiconductor reactor. En *Assessment and future directions of nonlinear predictive control* (págs. 503-512). Berlin: Springer Berlin Heidelberg.
- De Keyser, R., & Lazar, M. (2004). Nonlinear predictive control of DC -to- DC converter. *Symposium on Power Electronics, Electrical Drives Automation and Motion - SPEEDAM* . capry, Italy.
- Dias, M., Modesto, M., Ensinas, A., Nebra, S., Filho, R., & Rossel, C. (2010). Improving bioethanol production from sugar cane : evaluation of distillation, thermal integration and cogeneration systems. *Energy*, 36(6), 3691-3703.

- Fang, M., Wang, Y., & Tuo, J. (2015). Nonlinear Subspace-Based Extended Prediction Self-Adaptive Control for Individualized Anesthesia Care. *27th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. Qingdao, China.
- Fu, D., Ionescu, C., Aghezzaf, E.-H., & De Keyser, R. (2015). A constrained EPSAC approach to inventory control for a benchmark supply chain system. *International Journal of Production Research*, 54(1), 232-250.
- Gomolka, W. (1985). "Contribution a l' etude de l' analysedynamique, de la simulation et de l' automatization d'unprocede d' evaporation a multiples efts, Doctoral Thesis. Paris: Ecole centrale des arts et manufactures.
- Gupta, K. K., Rehman, A., & Sarviya, R. M. (2010). Bio-fuels for the gas turbine: A review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 14(9), 2946-2955.
- Haber, R., Bars, R., & Schmitz, U. (2011). *Predictive Control in Process Engineering: From the Basics to the Applications*. Germany: WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA.
- Hernandez, A., De Keyser, R., Manrique, J., Oviden, J., & Ipanaque, W. (2014). Modeling and Nonlinear Model Predictive Control of a rotary disc dryer for fishmeal production. *European Control Conference (ECC)*. Strasbourg.
- Hernandez, A., Desideri, A., Ionescu, C., De Keyser, r., Lemort, V., & Quoilin, S. (2016). Real-Time Optimization of Organic Rankine Cycle Systems by Extremum-Seeking Control. *Energies*, 9(5), 1-18.
- Hernandez, A., Ruiz, F., Desideri, A., Ionescu, C., Quoilin, S., Lemort, V., & De Keyser, R. (2016). Nonlinear identification and control of Organic Rankine Cycle systems using sparse polynomial models. *IEEE Conference on Control Applications (CCA)*. Buenos Aires, Argentina.
- Hugot, E. (1986). *Handbook of cane sugar engineering*. New York: Elsevier.
- Ipanaque, W., De Keyser, R., Dutta, A., Oviden, J., & y Manrique, J. (2012). Control no lineal iterativo predictivo de evaporador en obtencion de bio-etano. *15th Latinamerican Control Conference, Proceedings*. Lima, Perú.
- Ipanaque, W., Oviden, J., Manrique, J., Hernández, A., Abhishek, D., & De Keyser, R. (2013). Nonlinear Predictive Control of an Evaporator for bioethanol production. *European Control Conferences (ECC)*. Zurich.
- Ipanaque, W., Vallejos, C., Keyser, R. D., Dutta, A., & J. Oviden, R. S. (2012). Modelo y control predictivo no lineal de un secador de disco rotatorio para la produccion de Harina de pescado. *15th Latinamerican Control Conference (CLCA)*. Lima, Perú.
- Khademi, M. H., Rahimpour, M. R., & Jahanmiri, A. (2009). Simulation and optimization of a six-effect evaporator ina a destilation process. *Chemical engineering and processing: process intensification*, 48(1), 339-347.
- Laser, M., Schulman, D., Allen, S. G., Lichwa, J., Antal, J., & Lynd, L. R. (2002). A comparison of liquid hot water and steam pretreatments of sugar cane bagasse for bioconversion to ethanol . *Bioresource thechnology* , 81(1), 33-44.
- Li, P., & Zhu, Z. H. (2017). Line-of-sight nonlinear model predictive control for autonomous rendezvous in elliptical orbit. *aerospace science and technology*, 69, 236-243.
- Limtong, S., Sringiew, C., & Yongmanitchai, W. (2007). Porduction of fuel ethanol at high temperature from sugar cane juice by a newly isolated *Kluyveromyces marxianus*. *Bioresource technology*, 98(17), 3367-3374.

- Manrique, J., & Ipanaqué, W. (2011). Modeling and simulation of a multistage evaporator in ethanol plant using ECOSIMPRO environment. *9th IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA)*. Santiago, Chile.
- Miranda, V., & Simpson, R. (2005). Modelling and simulation of an industrial multiple effect evaporator: tomato concentrate. *Journal of food engineering*, 66(2), 203-210.
- Oliden, J., Manrique, J., & Ipanaqué, W. (2017). Modelling, Simulation and nonlinear control of an ebaporator for bioethanol production. *2017 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*. Pucón.
- Parra, P., Ipanaqué, W., Manrique, J., & Oliden, J. (2016). Predictive and adaptive nonlinear controller applied to a drying process of cocoa beans. *Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), IEEE*. Guayaquil, Ecuador.
- Qin, S. J., & Badgwell, T. (2003). A survey of industrial model predictive control technology . *Control engineering practice*, 11(7), 733-764.
- Rosero, P., Ipanaqué, W., Manrique, J., & Oliden, J. (2016). Temperature Nonlinear Model Predictive Controller (NMPC) for a Dryer Plant of Cocoa Beans. *(ICA-ACCA), IEEE International Conference on, 2016*. Curicó, Chile.
- Su, Q., Chiu, M.-S., & Braatz, R. (2017). Integrated B2B-NMPC Control Strategy for Batch/Semibatch Crystallization Processes. *American Institute of Chemical Engineers Journal*, 63(11), 5007-5018.
- Villar, E., De Prada, C., & Pérez, J. M. (1993). Simulación dinámica de la estación de evaporación de una industria azucarera. *Informática y automática*, 26(2), 11-21.
- Zhang, J., Sun, T., Zhao, D., Hong, J., & Sun, Y. (2017). Robust model predictive control of the automatic operation boats for aquaculture . *computers and electronics in agriculture*, 142(Part A), 118-125.



**Anexos**





Anexo1: Lista de publicaciones en Scopus

Tabla. Lista de artículos publicados en Scopus. Fuente:

<https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56022043400>

Título	Autores	Año	Fuente
Model and control of a refrigeration system for fruit preservation	Oliden, J., Manrique, J., Ipanaqué, W.	2017	2017 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies, CHILECON 2017 - Proceedings
Modelling, simulation and Nonlinear Control of an evaporator for Bioethanol production	Oliden, J., Manrique, J., Ipanaqué, W.	2017	2017 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies, CHILECON 2017 - Proceedings
Temperature Nonlinear Model Predictive Controller (NMPC) for a dryer plant of cocoa beans   [Controlador de Temperatura No Lineal Basado en Modelo (NMPC) para una Planta Secadora de Cacao]	Rosero, P.P., Alama, W.I., Silupu, J.M., Oliden, J.	2016	2016 IEEE International Conference on Automatica, ICA-ACCA 2016
Predictive and adaptive nonlinear controller applied to a drying process of cocoa beans	Pablo, P.R., William, I.A., Jose, M., Jose, O.	2016	2016 IEEE Ecuador Technical Chapters Meeting, ETCM 2016
Modeling and Nonlinear Model Predictive Control of a rotary disc dryer for fishmeal production	Hernandez, A., De Keyser, R., Manrique, J., Oliden, J., Ipanaque, W.	2014	2014 European Control Conference, ECC 2014
Nonlinear predictive control of an evaporator for bioethanol production	Ipanaque, W., Oliden, J., Manrique, J., Dutta, A., De Keyser, R.	2013	2013 European Control Conference, ECC 2013







### Anexo 3: Códigos en MALTAB

#### Código para el control con restricciones NEPSAC

```
clear all;

%prueba algoritmo NEPSAC restricciones salida, entrada y variacion de la
%entrada. con perturbaciones. caso planta distinta al modelo.

%modelo de disturbio 1/(1 -q)

%Jose Carlos Oviden Semino.

%Enero 2017. Tesis de pregrado,Universidad de Piura.

%% parámetros

%Ym=tf(1,[1 1]); % modelo
%Yp=Ym; % modelo de la planta
Ts=60; % tiempo de muestreo
Tsim=Ts*300; % tiempo de simulacion
Tk=Tsim/Ts+1; % pasos de la simulacion
N=5; % horizonte de prediccion
Nu=1; % horizonte de control
lam=0.1; % penalizacion del la variable de manipulable
salto=1; %salto para respuesta impulso escalon

%% inicilizacion de vectores y matrices

ybase=zeros(N,1); % y base
w=ones(N,1); % referencia
ubase=5*ones(N,1); % u base
f2=zeros(Nu,1); % vector auxilir paso de du a u
D=zeros(Nu,Nu); % matriz auxilir paso de du a u
f1=zeros(N,1); % vector auxiliar funcion de costo
X0=0; %estado inicial
```

```

Yaux1=zeros(N,1);

ym=zeros(Tk,1);ym(1)=15;% salida del modelo

ymp=zeros(Tk,1);ymp(1)=15;% salida del modelo de la planta

u=zeros(Tk,1); u(1)=325/60;% entradas

xmp=zeros(Tk,2); xmp(1,:)=[14 15];% estados

xm=zeros(Tk,2); xm(1,:)=[14 15];% estados

nf=zeros(Tk,1);% vector de ruido

n=zeros(Tk,1);% vector n

nfspan=zeros(N,1); % span de ruido

nspan=zeros(N,1); % span de n

du=zeros(Tk,1); % variacion de la entrada

ref=16.0*ones(Tk+N,1); % Trayectoria

ref(50:100)=15.8;

ref(101:150)=15.8;

ref(151:200)=16.2;

ref(201:200)=16.2;

ref(201:end)=15.8;

G=zeros(N,Nu); % matriz del proceso

UU=0.1*ones(Nu,1);% vector solucion

tt=zeros(Tk,1);

br=zeros(Tk,1);

e=0.01;

Uc =zeros(7,Tk);

Uc= repmat([13.91; 1981/60; 93.97; 325/60; 3.7*101300; 2.73*101300;
1.75*101300],1,Tk);

Ucmp= repmat([13.91; 1981/60; 93.97; 325/60; 3.7*101300; 2.73*101300;
1.75*101300],1,Tk);

```

```

%Ucmp(2,140:200)=1900/60;

%Ucmp(2,201:end)=2000/60;

% for i=1:length(Ucmp)

% Ucmp(2,i)=1981/60+random('norm',0,1);%perturbacion

% end

UbaseC= repmat(Uc(:,1),1,N);

if Nu>1

    options=optimoptions('quadprog','Algorithm','active-set');

end

if Nu==1

    options=optimoptions('quadprog','Algorithm','active-set');

end

%% restricciones

ymax=17*ones(N,1);

ymin=0*ones(N,1);

umax=6*ones(Nu,1);

umin=4*ones(Nu,1);

dumax=0.2*ones(Nu,1);

dumin=-0.2*ones(Nu,1);

%% calculo de D

D=diag(ones(Nu,1));

for j=1:Nu-1

    D(j+1,j)=-1;

end

%% simulacion

for k=2:Tk

```

```

%% simulacion del modelo de la planta

%[Ymp Tmp xmp1]=lsim(ss(-1,0.9,1,0),u(k-1)*ones(1,2),[0 Ts*1],xmp(k-1));% modelo
planta

[Tmp,xmp1] = ode45(@(t_p,x_p)eva_planta(t_p,x_p,Ucmp(:,k-1)),[0 Ts*1],xmp(k-
1,:));%modelo de la planta

%[Xm Tm xm1]=lsim(ss(-1,1,1,0),u(k-1)*ones(1,2),[0 Ts*1],xm(k-1));% modelo

[Tm,xm1] = ode45(@(t_i,x_i)eva_modelo(t_i,x_i,Uc(:,k-1)),[0 Ts*1],xm(k-1,:));

ymp(k)=xmp1(end,2)+random('norm',0,0.0083);

ym(k)=xm1(end,2);

xmp(k,:)=xmp1(end,:); % revisar configuracio en serio o serie-paralelo

xm(k,:)=xm1(end,:);

% calculo de n(k) y nf(k)

n(k)=ymp(k)-ym(k);

nf(k)=n(k)-n(k-1);

% calculo de nspan y nfspan

nspan(1)=n(k)+nfspan(1);

for j=2:N

    nspan(j)=nspan(j-1)+nfspan(j);

end

%calculo ubase inicial de cada tiempo de muestreo

ubase=u(k-1)*ones(N,1); % ubase igual el valor anterior

UbaseC(4,:)=ubase';

for jj=1:100

%% calculo de ybase

%calculo de ybase

[Tm1,xm1] = ode45(@(t_i,x_i)eva_modelo(t_i,x_i,[UbaseC(:,1)
UbaseC]),[0:Ts:Ts*N],xm(k,:));% modelo

```

```

ybase=xm1(2:end,2);%+nspan; %correccion

%%correccion del salto

if ymp(k)>ref(k)

    salto=-1

else

    salto=1

end

%% calculo de G

% respuesta impulso

Uaux1=Uc(:,k-1); Uaux1(4)=Uaux1(4)+salto;

[T,X] = ode45(@(t_i,x_i)eva_modelo(t_i,x_i,repmat(Uaux1,1,2)),[0
Ts],xm(k,:));% modelo

X01=X(end,:);

Yaux1(1)=X(end,2);

Uaux2=Uc(:,k-1);

[Ti,Xi] = ode45(@(t_i,x_i)eva_modelo(t_i,x_i,repmat(Uaux2,1,N)),[0:Ts:Ts*(N-
1)],X01);% modelo

Yaux1(2:end)=Xi(2:end,2);

% respuesta escalon

[Tsa,Xsa] =
ode45(@(t_i,x_i)eva_modelo(t_i,x_i,repmat(Uaux1,1,N+1)),[0:Ts:Ts*(N)],xm(k,:));% mod
elo

Yaux2=Xsa(2:end,2);

% calculo

for i=1:Nu

    if i==Nu

        G(i:end,i)=(Yaux2(1:end-i+1)-ybase(i:end))/salto;

```

```

else
    G(i:end,i)=(Yaux1(1:end-i+1)-ybase(1:end-i+1))/salto;
end
end

%% calculo de delta U

w=ref(k+1:k+N);
H=2*(G'*G+lam*diag(ones(Nu,1)));
f=(2*((ybase+nspan-w)*G))';
f0=(ybase+nspan-w)*(ybase+nspan-w);
A=[G;-G;D;-D;diag(ones(Nu,1));-diag(ones(Nu,1))];
f2(1)=u(k-1);
b=[ymax-ybase-nspan;-(ymin-ybase-nspan);dumax-D*ubase(1:Nu)+f2;-(dumin-
D*ubase(1:Nu)+f2);umax-ubase(1:Nu);-(umin-ubase(1:Nu))];
tic
% UU = quadprog(H,f,A,b,[],[],[],[],UU,options);%'interior-point-convex');
UU = quadprog(H,f,[],[],[],[],[],[],UU,options);%'interior-point-convex');
tt(k)=toc;
%calculo de nuevo ubase para iteracion
[PP,PP1,VV]=svd(H)
if UU(1)<=e
    br(k)=jj;
    break;
end
ubase=UU(1)+ubase;
UbaseC(4,:)=ubase';
end

```

```

%% calculo de u

u(k)=UU(1)+ubase(1);

if u(k)>umax

    u(k)=umax;

end

if u(k)<umin

    u(k)=umin;

end

du(k)=u(k)-u(k-1);

Uc(4,k)=u(k);

Ucmp(4,k)=u(k);

end

tiempo=[0:1:Tk-1]'; % minutos

subplot(3,1,1)

plot(tiempo,ymp,'r');hold on;

plot(tiempo,ref(1:Tk),'b');

ylabel('Y salida');

title('Control NEPSAC con restricciones en y, u y du. N=10, Nu=1,lambda=0.1');

grid on;

axis([130 250 15.7 16.3]);

subplot(3,1,2)

stairs(u);

ylabel('u de entrada');

grid on;

axis([130 250 3.9 6.1]);

subplot(3,1,3)

```

```
stairs(du);
ylabel('du de entrada');
xlabel('tiempo (min)');
grid on;
axis([130 250 -0.3 0.3]);
```

Código del modelo de la planta.

```
function dy = eva_modelo(t,C,u)

%q=93;

q=85;

% m_mj1=16607; %kg
m_mj1=16507;

% m_mj2=19523;
m_mj2=19607;

C_ali=u(1); mjali=u(2); Tj_ali=u(3); mv_ali=u(4); Pv_ali=u(5); Pv_1=u(6);
dy=zeros(2,1);Pv_2=u(7);

%=====
=====

%primera etapa

%=====
=====

% mv_ali flujo de vapor de alimentacion

Tsat_v_ali=2147/(10.76-log10(Pv_ali))-273.15;

Tsat_1=2147/(10.76-log10(Pv_1))-273.15;

hvapor_ali=2.5e6+1813*Tsat_v_ali+0.471*Tsat_v_ali^2-0.011*Tsat_v_ali^3;

hcond=1500+4122*Tsat_v_ali+0.55*Tsat_v_ali^2;

hjali=(4.1868-(0.0297-4.6e-5*q)*C_ali+3.75e-5*C_ali*Tj_ali)*Tj_ali*1000;
```

$q\_trans = m_{v\_ali} * (h_{vapor\_ali} - h_{cond});$

%P presion del vapor

$T_j = T_{sat\_1} + 2 * C(1) / (100 - C(1));$

%h<sub>j</sub> entalpia del jugo

%C concentracion, brix del jugo

%T<sub>j</sub> temperatura del jugo

$h_j = (4.1868 - (0.0297 - 4.6e-5 * q) * C(1) + 3.75e-5 * C(1) * T_j) * T_j * 1000; \% [KJ/Kg]$

%h<sub>vapor</sub> entalpia del vapor

%T<sub>sat</sub> temperatura de saturacion

%T temperatura del jugo

$h_{vsal} = 2.5e6 + 1813 * T_{sat\_1} + 0.471 * T_{sat\_1}^2 - 0.011 * T_{sat\_1}^3 + 2090 * (T_j - T_{sat\_1}); \% [J/Kg]$

% h<sub>cond</sub> entalpia del condensado

%T<sub>cond</sub> temperatura del condensado

%[J/Kg]

%h<sub>jali</sub> entalpia del jugo de alimentacion

%h<sub>vsal</sub> entalpia del vapor de salida

$m_{vsal} = (m_{jali} * (h_{jali} - h_j) + q\_trans * 0.81) / (h_{vsal} - h_j); \% 0.8$

$m_j = m_{jali} - m_{vsal};$

%x<sub>dot</sub>(1) es dC/dt

%m<sub>jali</sub> flujo de jugo de alimentacion

%C<sub>ali</sub> concentracion del jugo de alimentacion

%m<sub>vsal</sub> flujo de vapor de salida

%m<sub>j</sub> flujo del jugo

$dy(1) = (m_{jali} * (C_{ali} - C(1)) + m_{vsal} * C(1)) / (m\_mj1);$

%=====

=====

%segunda etapa

%=====

Tsat\_1=2147/(10.76-log10(Pv\_1))-273.15;

Tsat\_2=2147/(10.76-log10(Pv\_2))-273.15;

hvapor\_ali2=hvsal;

hcond2=1500+4122\*Tsat\_1+0.55\*Tsat\_1^2;

hj2=hj;

mv\_ali2=mvsal;

mjali2=mj;

q\_trans2=mv\_ali2\*(hvapor\_ali2-hcond2);

Tsat\_1=2147/(10.76-log10(Pv\_1))-273.15;%°C

Tj2=Tsat\_2+2\*C(2)/(100-C(2));

hj2=(4.1868-(0.0297-4.6e-5\*q)\*C(2)+3.75e-5\*C(2)\*Tj2)\*Tj2\*1000;

hvsal2=2.5e6+1813\*Tsat\_2+0.471\*Tsat\_2^2-0.011\*Tsat\_2^3+2090\*(Tj2-Tsat\_2);

mvsal2=(mjali2\*(hj2-hj2)+q\_trans2\*0.8)/(hvsal2-hj2);

mj2=mjali2-mvsal2;

dy(2)=(mjali2\*(C(1)-C(2))+mvsal2\*C(2))/(m\_mj2);

return

Código de la planta

function dy = eva\_planta(t,C,u)

q=93;m\_mj1=16607; %kg

m\_mj2=19523;

C\_ali=u(1); mjali=u(2); Tj\_ali=u(3); mv\_ali=u(4); Pv\_ali=u(5); Pv\_1=u(6);

dy=zeros(2,1);Pv\_2=u(7);

```

%=====
=====

%primera etapa

%=====
=====

%mv_ali flujo de vapor de alimentacion

Tsat_v_ali=2147/(10.76-log10(Pv_ali))-273.15;

Tsat_1=2147/(10.76-log10(Pv_1))-273.15;

hvapor_ali=2.5e6+1813*Tsat_v_ali+0.471*Tsat_v_ali^2-0.011*Tsat_v_ali^3;

hcond=1500+4122*Tsat_v_ali+0.55*Tsat_v_ali^2;

hjali=(4.1868-(0.0297-4.6e-5*q)*C_ali+3.75e-5*C_ali*Tj_ali)*Tj_ali*1000;

q_trans=mv_ali*(hvapor_ali-hcond);

%P presion del vapor

Tsat_1=2147/(10.76-log10(Pv_1))-273.15;%°C

Tj=Tsat_1+2*C(1)/(100-C(1));

%hj entalpia del jugo

%C concentracion, brix del jugo

%Tj temperatura del jugo

hj=(4.1868-(0.0297-4.6e-5*q)*C(1)+3.75e-5*C(1)*Tj)*Tj*1000;%[J/Kg]

%hvapor entalpia del vapor

%Tsat temperatura de saturacion

%T temperatura del jugo

hvsa=2.5e6+1813*Tsat_1+0.471*Tsat_1^2-0.011*Tsat_1^3+2090*(Tj-Tsat_1);%[J/Kg]

% hcond entalpia del condensado

%Tcond temperatura del condensado

%[J/Kg]

%hjali entalpia del jugo de alimentacion

```

%hvsal entalpia del vapor de salida

$$mvsal=(mjali*(hjali-hj)+q\_trans*0.8)/(hvsal-hj);$$

$$mj=mjali-mvsal;$$

%xdot(1) es dC/dt

%mjali flujo de jugo de alimentacion

%Cali concentracion del jugo de alimentacion

%mvsal flujo de vapor de salida

%mj flujo del jugo

$$dy(1)=(mjali*(C\_ali-C(1))+mvsal*C(1))/(m\_mj1);$$

%=====

=====

%segunda etapa

%=====

=====

$$Tsat\_1=2147/(10.76-\log_{10}(Pv\_1))-273.15;$$

$$Tsat\_2=2147/(10.76-\log_{10}(Pv\_2))-273.15;$$

$$hvapor\_ali2=hvsal;$$

$$hcond2=1500+4122*Tsat\_1+0.55*Tsat\_1^2;$$

$$hjali2=hj;$$

$$mv\_ali2=mvsal;$$

$$mjali2=mj;$$

$$q\_trans2=mv\_ali2*(hvapor\_ali2-hcond2);$$

$$Tsat\_1=2147/(10.76-\log_{10}(Pv\_1))-273.15; \% ^\circ C$$

$$Tj2=Tsat\_2+2*C(2)/(100-C(2));$$

$$hj2=(4.1868-(0.0297-4.6e-5*q)*C(2)+3.75e-5*C(2)*Tj2)*Tj2*1000;$$

$$hvsal2=2.5e6+1813*Tsat\_2+0.471*Tsat\_2^2-0.011*Tsat\_2^3+2090*(Tj2-Tsat\_2);$$

$$mvsal2=(mjali2*(hjali2-hj2)+q\_trans2*0.8)/(hvsal2-hj2);$$

```
mj2=mjali2-mvsal2;
```

```
dy(2)=(mjali2*(C(1)-C(2))+mvsal2*C(2))/(m_mj2);
```

```
return
```

