

Automatic Control on Batch and Continuous Distillation Columns

S. Díaz, J.R. Pérez-Correa and M. Fernández-Fernández

Abstract— Distillation is fundamental in Chemical Engineering. It is a highly complex and non-linear process. Therefore, developing intelligent control systems for distillation columns is challenging. These control techniques are based on previous knowledge and intuitive rules. In this work, several control strategies, such as IMC, Gain Scheduling, Expert, Fuzzy (Mamdani and Sugeno) and Neural-Network Control are applied to control a simulated distillation column for batch and continuous processes, and their performance is compared with a traditional PI controller. The controlled variable was the distillate molar fraction using as manipulated variable the reflux ratio. All control strategies were tested with respect set-point changes in two scenarios: without and with disturbances. The best control strategy was the Neural-Network, using a NARMA-L2 controller. This control has a good disturbance rejection and a fast set-point tracking with a smooth control action.

Keywords— Batch distillation, NARMA-L2, Intelligent control, Fuzzy-Control, Neural-Network.

INTRODUCCIÓN

LOS PROCESOS de destilación son probablemente los sistemas para aplicaciones de control más estudiados en Ingeniería Química. La dinámica de las variables, los efectos termodinámicos no ideales, las incertidumbres asociadas y los retardos en mediciones de las composiciones hacen que el control de los procesos de destilación, tanto discontinuos como continuos, sea un problema desafiante [1, 2]. Los productos farmacéuticos y las bebidas alcohólicas suelen producirse por destilación discontinua o por lotes (*batch*) mientras que en las refinerías de petróleo se emplean comúnmente procesos continuos.

En este trabajo se proporciona una breve descripción de los sistemas de destilación y de los modelos matemáticos (balances de masa y equilibrio líquido-vapor) que se utilizan para representar tanto procesos discontinuos como continuos. Luego se hará referencia al diseño e implementación de diferentes algoritmos de control para cada tipo de proceso. En primer lugar, para procesos discontinuos, por lotes o "*batch*", se presenta un algoritmo PID-IMC (con y sin filtro) y uno por ganancia tabulada (*gain scheduling*), porque son fáciles de implementar para procesos *batch* complejos [3]. Luego, para

procesos continuos, se evalúan algoritmos de control experto, control difuso (Fuzzy) tipo Mamdani y Sugeno, así como control por redes neuronales artificiales. Finalmente, todos estos algoritmos de control se comparan entre sí y con un controlador PI tradicional, en términos de rendimiento de control y sus facilidades de diseño e implementación.

II. PROCESOS Y MODELOS DE COLUMNAS DE DESTILACIÓN

La destilación se considera una de las operaciones unitarias más importantes en Ingeniería Química, y son uno de los procesos más estudiados en control automático [4]. Hay diversos tipos de columnas de destilación y se las puede clasificar en diferentes formas, tales como: por lotes/continuas, binarias/multicomponentes, con bandejas/empacadas [5]. En este trabajo, se consideran los casos de destilación ternaria en una columna empacada (para procesos por lotes) y destilación binaria en una columna con bandejas (para procesos continuos).

Descripción del proceso

Las destilaciones son procesos de separación de mezclas líquidas cuyos componentes tienen diferentes puntos de ebullición. Las columnas con bandejas y las empacadas se emplean para enriquecer los componentes en el proceso de separación. En los sistemas por lotes, la mezcla se carga en un hervidor en la parte inferior de la columna, no hay un flujo de entrada, y sólo se destila la carga inicial. Por otra parte, en las columnas continuas, la mezcla enriquecida se alimenta en forma permanente, generalmente cerca del centro de la columna. Para ambos procesos (por lotes y continuo), se genera vapor en la parte inferior de la columna, donde la mezcla se hierve. Luego, el vapor asciende por el interior de la columna, a través de las bandejas o del empaque, para llegar a la parte superior, por donde sale el producto como líquido condensado, llamado *destilado*. En la columna, la transferencia de masa tiene lugar entre el vapor y la fase líquida [5]. Nuestros ejemplos difieren en cómo se produce el reflujo. En el caso discontinuo, el reflujo se produce por condensación directa en el condensador parcial, y el líquido desciende por la misma columna (ver Fig. 1). En cambio, en el destilador continuo, el reflujo se produce mediante la manipulación de la válvula de descarga del estanque de acumulación del destilado (como se muestra en la Fig. 2).

Modelo para destilación por lotes

Los modelos utilizados se conforman mediante un conjunto de ecuaciones de balances de masa y de energía para una mezcla ternaria de agua-etanol-metanol, con el objeto de poder

S. Díaz, Pontificia Universidad Católica de Chile, Departamento de Ingeniería Química y Bioprocesos, Santiago, Chile, sddiaz1@uc.cl.

J. R. Pérez-Correa Pontificia Universidad Católica de Chile, Departamento de Ingeniería Química y Bioprocesos, Santiago, Chile, perez@ing.puc.cl.

M. Fernández, Universidad de Talca, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Curicó, Chile, mafernandez@utalca.cl.

simular procesos de destilación de bebidas alcohólicas. En este caso, el destilador incluye un hervidor, una columna empacada y un condensador parcial (ver Fig. 1).

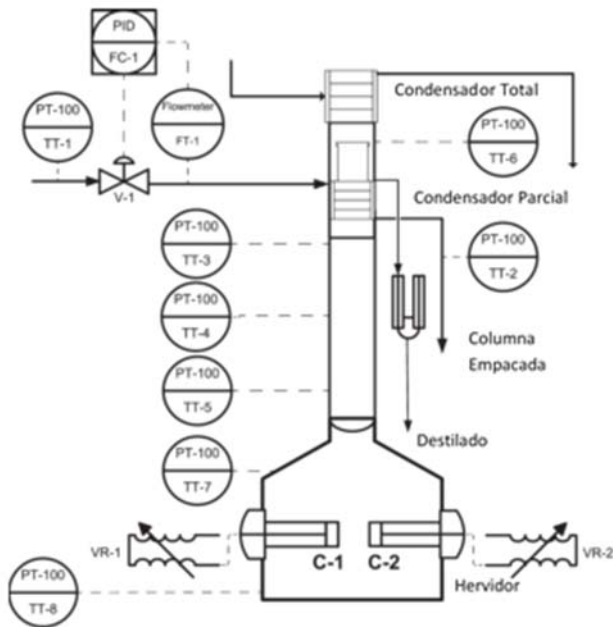


Figura 1. Destilador por lotes con columna empacada (reeditada de [6])

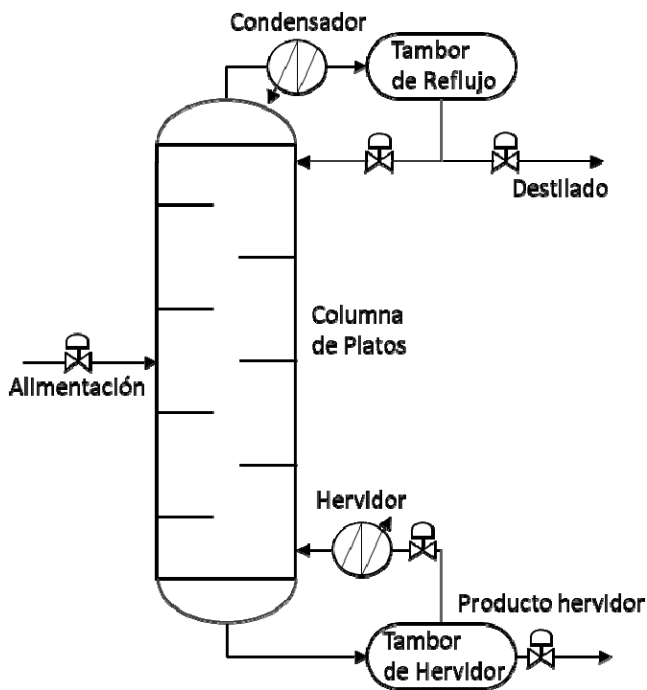


Figura 2. Destilador continuo con columna de platos.

El hervidor se representa mediante un conjunto de 3 ecuaciones diferenciales ordinarias; la columna empacada, con 4 ecuaciones diferenciales parciales (PDE) y una condición de borde entre el hervidor y el condensador parcial; y el condensador parcial, con una ecuación algebraica implícita y tres explícitas. También se utilizan relaciones constitutivas para describir el equilibrio termodinámico (considera el modelo NTRL), las propiedades de transporte (tensión

superficial, difusión binaria y viscosidad), las propiedades físicas (densidad, capacidad calorífica y calor latente) y algunas consideraciones hidráulicas de la columna empacada. Los detalles del modelo se encuentran en [4, 5].

La resolución de las PDE en la columna empacada se realiza mediante el método de líneas, en donde la columna se discretiza en 7 elementos. Esto da un total de 31 ecuaciones diferenciales ordinarias y 22 ecuaciones algebraicas, que se resolvieron en Matlab®. Las ecuaciones implícitas se resuelven en cada iteración y las ecuaciones dinámicas mediante el método de integración ODE23tb. Este modelo se calibró con los datos recopilados de una columna empacada piloto de destilación discontinua, en un trabajo previo [7]. Las variables empleadas en el modelo se muestran en la TABLA I.

TABLA I
VARIABLES UTILIZADAS EN DESTILACIÓN POR LOTES

Variable	Nombre (unidades)	Tipo
F_r	Flujo refrigerante (mL/min)	Entrada, acción control
T_c	Temperatura refrigerante (°C)	Entrada, perturbación
Q_b	Calor hervidor (W)	Entrada, perturbación
D	Flujo destilado (mL/min)	Salida
GL^o	Grado alcohólico (% v/v)	Salida controlada

Modelo para destilación continua

El proceso de destilación continua se representa mediante un modelo dinámico basado en un balance de masa y de energía y fue extraído de [4]. Está conformado por un conjunto de 20 ecuaciones diferenciales ordinarias que describen cada etapa dentro de la columna (ver Fig. 2). Además, tiene ecuaciones algebraicas que se usan para describir un equilibrio ideal vapor-líquido (con una volatilidad constante), y la masa total en las etapas del hervidor y del condensador.

Las ecuaciones del modelo se codificaron en el entorno Matlab®, utilizando un script de función S que se llama desde un bloque Simulink. Se usó ODE45 como solucionador de ecuaciones diferenciales ordinarias, ya que emplea un tiempo de CPU bajo y presenta buena precisión. Las variables que se emplean en el modelo se muestran en la TABLA II.

TABLA II
VARIABLES UTILIZADAS EN DESTILACIÓN CONTINUA

Variable	Nombre (unidad)	Tipo
F	Flujo alimentación (kmol/h)	Entrada, perturbación
x_F	Composición alimentación (adim)	Entrada, perturbación
R	Relación reflujo (adim)	Entrada, acción control
V	Flujo vapor (kmol/h)	Entrada, constante
x_D	Composición destilado (adim)	Salida
x_B	Composición hervidor (adim)	Salida controlada

Respuesta dinámica para destilación por lotes

Se analizaron las respuestas en lazo abierto a entradas escalón durante una destilación. Se aplicaron escalones sucesivos en el flujo de refrigerante para obtener la respuesta dinámica del grado alcohólico a dichas entradas. En la Fig. 3

se puede observar cómo fue la respuesta del sistema a estos estímulos.

La destilación por lotes muestra un comportamiento dinámico que puede asimilarse al de un sistema de primer orden para cada respuesta. La función de transferencia para este tipo de sistemas está dada por (1)

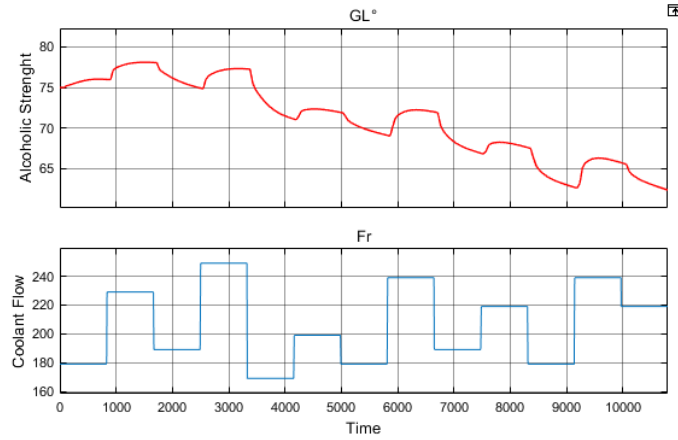


Figura 3. Respuesta dinámica del grado alcohólico (GL°) a cambios escalón en el flujo de refrigerante (Fr)

$$G_p(s) = \frac{k_p}{\tau_p s + 1} e^{-\theta s} \quad (1)$$

donde k_p es la ganancia del proceso, τ_p la constante de tiempo del proceso y θ el retardo o tiempo muerto. Se ajustaron funciones de transferencia específicas a lo largo del tiempo, durante una destilación, considerando cambios escalón en la variable manipulada cada 15 minutos. Los parámetros calibrados para cada caso se muestran en la TABLA III. La entrada de la planta corresponde al flujo de refrigerante, F_r , y la salida ajustada, al grado alcohólico del destilado, GL° .

TABLA III
PARÁMETROS FUNCIONES DE TRANSFERENCIA DESTILACIÓN POR LOTES

N°	Escalón	k_p (*)	τ_p (min)	θ (min)
1	50	0,041	1,7	0,9
2	-40	0,077	5,0	0,6
3	60	0,038	1,6	1,0
4	-80	0,074	3,8	0,7
5	30	0,039	0,6	1,3
6	-20	0,128	4,0	0,6
7	60	0,051	1,1	1,3
8	-50	0,092	2,9	0,9
9	30	0,042	0,5	1,5
10	-40	0,108	2,5	1,0
11	60	0,059	0,9	1,5
12	-20	0,152	3,8	1,0

(*)Las unidades de k_p son [(% v/v) (min/mL)]

Los parámetros de cada planta dependen del tiempo (ver TABLA III). Esto ocurre debido a la naturaleza de un proceso por lotes: la composición interna en el sistema siempre está disminuyendo. Se observaron otros aspectos interesantes

como: la dependencia del signo del escalón, resultando τ_p mayores con escalones negativos; y θ es más alto para escalones positivos.

Respuesta dinámica para destilación continua

La respuesta al escalón de la columna de destilación muestra una forma típica que se puede asociar a un sistema de primer orden con retardo (Fig. 4).

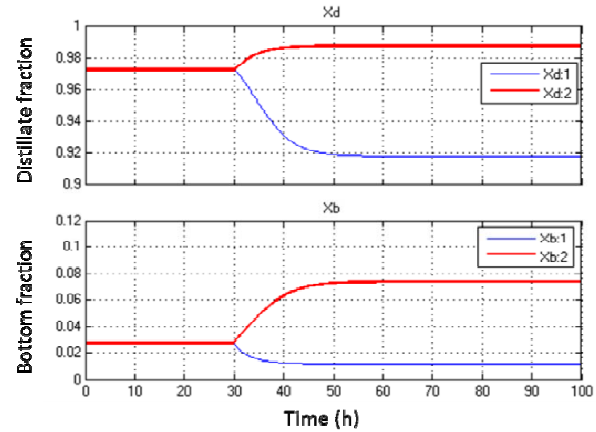


Figura 4. Respuesta dinámica a cambios escalón en la relación de reflujo, R , a las 30 h: + 10% línea roja y -10% línea azul.

Se realizó una simulación para observar el comportamiento dinámico alrededor del punto de operación aplicando entradas escalón positiva y negativa en dicho punto, utilizando los valores de TABLA IV. El modelo tiene una respuesta no lineal esperada (ver Fig. 4), mostrando diferencias significativas entre las respuestas a escalones positivos y negativos.

TABLA IV
PARÁMETROS FUNCIONES DE TRANSFERENCIA DESTILACIÓN CONTINUA

x_D^a	k_F (adim)	τ_F (h)	θ (h)
0,990	0,18	11	2,9
0,947	0,20	3,6	0,6
0,898	0,20	2,1	0,3
0,848	0,20	1,5	0,2
0,799	0,20	1,2	0,1

^a El valor de x_D informado corresponde al estado estacionario inicial.

La respuesta dinámica se ajustó a la de sistemas de primer orden con retardo como (1). La entrada de la planta corresponde a la relación de reflujo, R , y la salida ajustada a la fracción molar de destilado, x_D .

Los parámetros de la planta dependen del punto de funcionamiento: cuando la composición del destilado disminuye, k_p aumenta ligeramente, mientras que τ_p y θ disminuyen significativamente.

III. DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROL

Control para destilación por lotes

1) PI-IMC

La función de transferencia de un control IMC viene dada por (2) [9],

$$G_c(s) = \frac{q(s)}{1 - \hat{G}_p(s) q(s)} \quad (2)$$

donde $\hat{G}_p(s)$ es la función de transferencia del proceso a controlar, siendo $q(s) = \hat{G}_p^{-1}(s) f(s)$. Aquí $\hat{G}_p^{-1}(s)$ es la función de transferencia estable de la inversa del proceso, y $f(s)$ es la función de transferencia del filtro dada por (3).

$$f(s) = \frac{(2s+1)^m}{(2s+1)^n} \quad (3)$$

Para $m = 0$ y $n = 1$, $q(s)$ es una expresión no válida. Como se mostró en la SECCIÓN II, la respuesta dinámica se ajustó a modelos de procesos de primer orden con retardo. La estructura del controlador resultante (4) es idéntica a la de un controlador PI,

$$G_c(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{\tau_I s} \right) \quad (4)$$

donde cada parámetro de control viene dado por (5).

$$K_c = \frac{\tau_p + \frac{\theta}{2}}{K_p \lambda} ; \tau_I = \tau_p + \frac{\theta}{2} \quad (5)$$

2) PID-IMC con Filtro

Esta opción de controlador se obtiene cuando la función de filtro (3) se usa con $m = 0$ y $n = 2$, para obtener una expresión semi-propia de $q(s)$. Si el retardo se aproxima con una función de transferencia de Padé de primer orden, entonces la estructura resultante (6) resulta ser idéntica a la de un controlador PID con filtro,

$$G_c(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{\tau_I s} + \tau_D s \right) \left(\frac{\lambda}{\tau_I s + \lambda} \right) \quad (6)$$

donde los nuevos parámetros de control vienen dados por (7).

$$K_c = \frac{\tau_p + \frac{\theta}{2}}{K_p (\theta + \lambda)} ; \tau_I = \tau_p + \frac{\theta}{2} ; \tau_D = \frac{\tau_p \theta}{2\tau_p + \theta} ; \tau_F = \frac{\lambda \theta}{2(\lambda + \theta)} \quad (7)$$

3) PI-IMC con Ganancia Tabulada (Gain Scheduling)

Esta opción busca que el controlador se adapte durante la destilación, compensando los cambios que se van produciendo en su comportamiento dinámico. Se consideran tres regiones activadas por el tiempo, con sus respectivos parámetros de sintonía calculados como se muestra en (5). La estructura del controlador está dada por (8).

$$G_c(s) = \begin{cases} G_{c1}(s, \lambda_1) & 0 < t < 3600 \\ G_{c2}(s, \lambda_2) & 3600 < t < 7200 \\ G_{c3}(s, \lambda_3) & 7200 < t < 10800 \end{cases} \quad (8)$$

donde t es el tiempo en segundos de la destilación transcurrida. Cada controlador $G_{c1}(s)$, $G_{c2}(s)$ y $G_{c3}(s)$ se sintoniza considerando la media de los parámetros de las plantas asociadas a los escalones 1 a 4, 5 a 8 y 9 a 12, respectivamente.

Control para destilación continua

Las estrategias evaluadas fueron Control Experto, Control Difuso (Fuzzy) tipos Mamdani y Sugeno, y Control Neuronal. También se comparó con un controlador PI convencional. En todos estos casos, la variable controlada es la fracción molar destilada, x_D , y la variable manipulada es la relación de reflujo, R . Las otras variables de entrada se consideraron constantes o variables (perturbaciones).

1) Control PI Tradicional

La acción de control u viene dada por (9).

$$u(t) = K_c \left(1 + \frac{1}{\tau_I} \int_0^t e(t) dt \right) + u_V \quad (9)$$

Los parámetros del controlador K_c y τ_I fueron ajustados usando las reglas IMC indicadas en (10) [8].

$$K_c = \frac{1}{K_p} \frac{1}{\tau_p + \theta} ; \tau_I = \min\{\tau_p, 4(s + \theta)\} \quad (10)$$

La constante del filtro IMC, ϵ , debe considerar la relación límite $\frac{\tau_I}{\epsilon} \leq 20$ para una tener una respuesta estable.

2) Control Experto

Esta es una estrategia de control basada en reglas. Preferiblemente, estas reglas deberían definirse a partir de un operador experto que tenga un conocimiento profundo del proceso. Comúnmente, el error de control, e , y su derivada, \dot{e} , son las entradas del controlador difuso para obtener la derivada de la acción de control \dot{u} [4]. Un ejemplo de estas reglas se muestra en (11).

$$\text{IF } e \text{ is } A_i \text{ and } \dot{e} \text{ is } B_j \text{ THEN } \dot{u} \text{ is } C_{ji} \quad (11)$$

donde A_i y B_j corresponden a dos elementos de un vector con valores lingüísticos relacionados con e y \dot{e} , respectivamente. Cada vector podría tener diferente cantidad de elementos. Cuantos más elementos tienen estos vectores, más preciso se vuelve el controlador experto. La matriz C_{ji} contiene elementos $i * j$ que definen el respectivo \dot{u} . En este trabajo se utilizan cinco elementos por vector que representan dos niveles (Grande y Pequeño), dos signos (positivo y Negativo) y un nivel Cero; que se representan como un vector A: {NB, NS, ZE, PS, PB} (ver TABLA V). La derivada del error se cambia por la derivada de la variable controlada \dot{y} para evitar el golpe derivativo que se produce cuando hay un cambio en el valor de referencia. La TABLA V tiene la misma estructura de la matriz C_{ji} , que representa las reglas $i * j$ con la forma IF-THEN (0 implica que no hay cambios).

TABLA V
MATRIZ DE SALIDA, BASADA EN LA REGLA

		e				
		NB	NS	ZE	PS	PB
\dot{y}	NB	0	PS	PS	PB	PB
	NS	NS	0	PS	PS	PB
	ZE	NS	NS	0	PS	PS
	PS	NB	NS	NS	0	PS
	PB	NB	NB	NS	NS	0

La implementación de este controlador en Simulink se realizó con un bloque de funciones de Matlab, donde todas las reglas se codificaron en un script. Además, para ajustar este control experto, se ajustaron algunas ganancias de las entradas y salidas, por prueba y error, para lograr la respuesta deseada.

3) Control Experto Difuso

Esta estrategia de control mejora el control experto agregando una acción difusa para interpolar el valor de salida, obteniendo cambios suaves a través de las reglas [6, 8]. En este trabajo se usan reglas tipo Mamdani con dos entradas y una salida. A cada entrada se le aplica un proceso de fusificación a través de funciones de membresía asociadas a cada regla. Las salidas de todas las reglas pasan a través del sistema de inferencia para obtener una salida de control difusa.

Finalmente, esta salida pasa por un proceso de defusificación para obtener la acción de control a aplicar al reflujo.

Se usaron funciones de membresía triangulares para los atributos intermedios y trapezoidales en los extremos. Los atributos utilizados en cada función de membresía corresponden al conjunto de etiquetas mostradas para los valores lingüísticos del control experto (caso 2).

El diseño del sistema de inferencia se definió utilizando la función *min* para representar los conectores *AND*, y el método de defusificación utilizado fue el del centroide. Esta configuración del sistema difuso se muestra como una superficie 3D en la Fig. 5. La salida del controlador responderá de esta forma de acuerdo con las entradas.

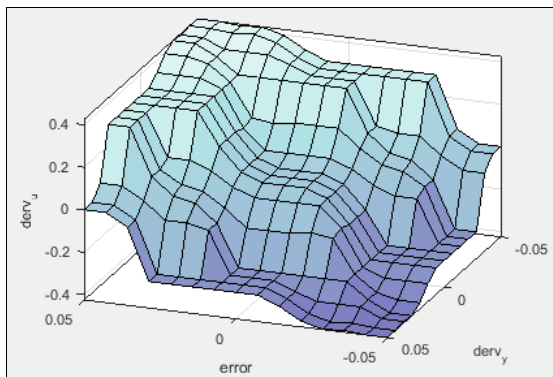


Figura 5. Superficie del controlador Fuzzy tipo Mamdani.

La implementación de este controlador en Simulink se realizó agregando un bloque llamado "Fuzzy Logic Controller". Este bloque llama a un archivo con toda la configuración del sistema difuso. Además, al igual que en el control experto, algunas ganancias de entrada y salida se ajustaron por ensayo y error para obtener el rendimiento de control deseado.

4) Control Difuso tipo Sugeno

Esta estrategia de control integra las características de los sistemas expertos, de los sistemas difusos y de los modelos tradicionales cuantitativos. En este trabajo se usa un conjunto de sub-controladores IMC para interpolar la acción de control, con reglas de la forma (12).

$$R^k: \text{IF } x_D \text{ is } LX^k \text{ THEN } u = f_k(\varepsilon) \quad (12)$$

La ecuación (12) muestra una regla experta para x_D y el conjunto difuso respectivo LX^k . Esta variable se elige porque es representativa del punto de operación como se muestra en la TABLA III. La salida es la acción de control calculada como una ponderación entre los sub-controladores IMC f_k . La defusificación se define mediante el cálculo de m funciones de salida, usando la suma ponderada que se muestra en (13), que es lo que la diferencia del controlador tipo Mamdani. Teniendo en cuenta que se identificaron cinco funciones de transferencia, se puede definir un sub-controlador IMC diferente para cada función de transferencia, con una acción de control que viene dada por (13).

$$u = \frac{\sum_{k=1}^m a_k \hat{u}_k(\varepsilon)}{\sum_{k=1}^m a_k} \quad \text{con } a_k = \min(\mu_{LX^k}(x_D)) \quad (13)$$

En (13) cada sub-controlador f_k se multiplica por un peso dado a_k . Estos pesos corresponden a la salida mínima de cada función de membresía k asociada a cada entrada i ; en este caso, sólo x_D se usa como entrada. Entonces, a_k representa la evaluación x_D en la función de membresía μ_{LX^k} . El conjunto de funciones de pertenencia utilizadas en el proceso de fusificación está definido por tres funciones gaussianas al centro y dos funciones sigmoideas en los extremos del universo de discurso. A cada uno se les asocia un valor lingüístico (atributo) relacionado con x_D : *VH*, *H*, *M*, *L* y *VL*, correspondientes a *Muy Alto*, *Alto*, *Medio*, *Bajo* y *Muy Bajo*, respectivamente. Los valores de x_D en el centro de cada función de membresía se eligieron cercanos a los valores de la primera columna para cada fila de la TABLA III.

Cada sub-controlador f_k en (13) está estructurado como un controlador IMC dado por (14) [10].

$$f_k(\varepsilon) = \frac{q_k(\varepsilon)}{1 - q_k(\varepsilon) q_k(\varepsilon)} \quad ; \quad \text{con } q_k(\varepsilon) = \frac{\tau_k^k \varepsilon + 1}{k_k^k (\varepsilon + 1)} \quad (14)$$

La función de transferencia $G_k(s)$ corresponde a cada $G_P(s)$ de la forma (1), usando los parámetros de la planta de la fila k en la TABLA III. Un mecanismo similar lo sigue $q_k(\varepsilon)$ de (14) y los parámetros τ_k^k y k_k^k son los parámetros de planta de la fila k de dicha Tabla.

Análiticamente, el término $q_k(s)$ en (14) es el inverso realizable de la planta multiplicado por un polo situado en $-1/\varepsilon$. El término ε podría ajustarse para cada controlador con diferentes valores; sin embargo, por simplicidad, se fijó en un único valor.

La implementación de este controlador en Simulink se realizó agregando cinco bloques con una función de membresía y un bloque que contiene los cinco sub-controladores. En un bloque aparte se incluye una función de Matlab que llama a un script que calcula la acción de control, u .

5) Control con Red Neuronal

El control con una Red Neuronal Artificial (RNA) elegido es del tipo NARMA-L2. Esta estrategia de control transforma la dinámica del sistema no lineal en dinámicas lineales, al cancelar las no linealidades.

Los bloques f y g son RNA's que se entrenaron para minimizar el error cuadrático medio de lazo cerrado. Para este propósito, se generó un tren de 5000 datos utilizando una señal pseudoaleatoria binaria (PBRS) en la entrada de la planta u , con un intervalo de tiempo entre 2 a 10 h, y con un límite superior e inferior de 5 y 2 respectivamente. El PBRS fue diseñado para cubrir la variable de salida en todo el rango de interés (datos no mostrados) [11]. Una vez que los datos están disponibles, se definieron 20 neuronas para cada RNA, y se entrenaron utilizando el algoritmo de retropropagación de Levenberg-Marquardt (recomendado por [11]), con un máximo de 1000 intervalos.

Este controlador se implementó en Simulink, agregando un bloque llamado "Controlador NARMA-L2", al que se conectaron las entradas (setpoint y variable controlada) y su salida (acción de control) se aplicó al modelo de proceso. Cuando este bloque se invoca por primera vez, se abre una GUI para configurar el entrenamiento de la RNA.

IV. RESULTADOS DE CONTROL

Destilación discontinua

Se usó un conjunto de 9 simulaciones de destilaciones con perturbaciones para ajustar cada parámetro del controlador. Las perturbaciones se aplicaron al calor del hervidor Q_b y a la temperatura del refrigerante del condensador parcial T_C ; estas perturbaciones se simularon como una multiplicación de tres funciones sinusoidales alrededor de un valor nominal (con diferente amplitud, frecuencia y fase), para obtener un destilado discontinuo pseudo-realista. El valor de setpoint en cada instante está definido por una trayectoria nominal que minimiza una composición de metanol en el producto final, representada por un polinomio [9].

El tiempo de simulación se fija en 10800 segundos, utilizando como métrica global la función de costo (15) para evaluar el rendimiento del control en el conjunto de las 9 destilaciones.

$$J = \int_0^T \frac{1}{2} (e(t))^2 dt \tag{15}$$

El desempeño del sistema en lazo abierto se muestra en la Fig. 6, donde puede notarse que la variable manipulada sigue una trayectoria nominal.

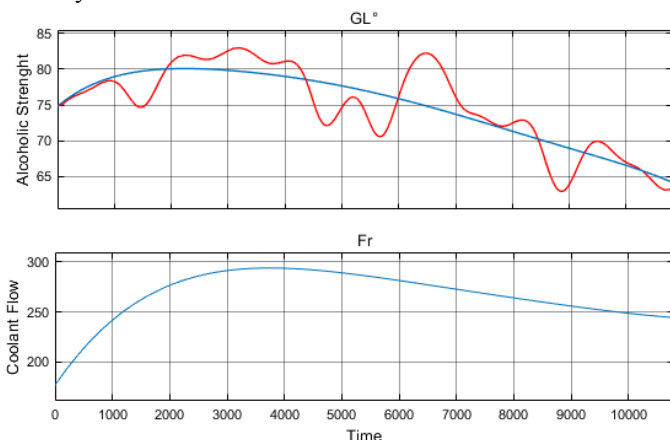


Figura 6. Destilación a lazo abierto, caso de perturbación N°8.

1) Control PI-IMC

Este controlador es fácil de ajustar ya que tiene sólo un parámetro de sintonía, buscando un valor que minimice una métrica de error. Los parámetros del proceso se consideran como la media de los modelos ajustados en la TABLA III. El valor seleccionado fue $\lambda = 1,2$ min. En la Fig. 7 se muestra el rendimiento de control de una de las destilaciones realizadas.

Puede notarse que el controlador reduce el impacto de la perturbación mientras que mantiene el seguimiento de la trayectoria de referencia, pero con un error considerable.

2) Control PID-IMC con Filtro

El segundo controlador representa una mejora respecto del controlador anterior. Este incluye una acción derivativa y un filtro para suavizar la acción de control. Considera como parámetros del proceso la media de los modelos ajustados de la TABLA III. El valor utilizado para el parámetro del filtro fue de $\lambda = 0.17$ min.

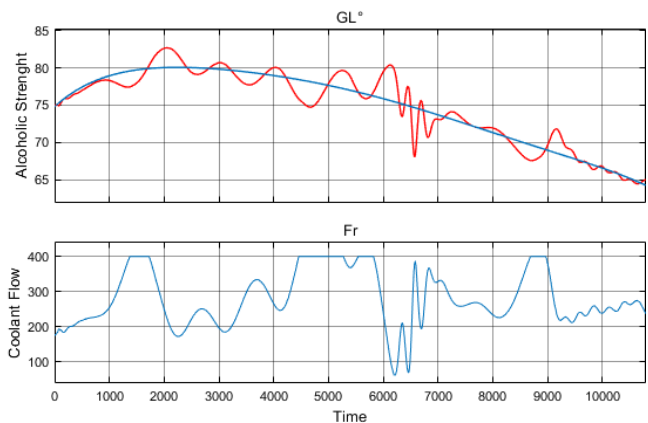


Figura 7. Destilación con control de lazo cerrado PI-IMC, caso de perturbación N°8.

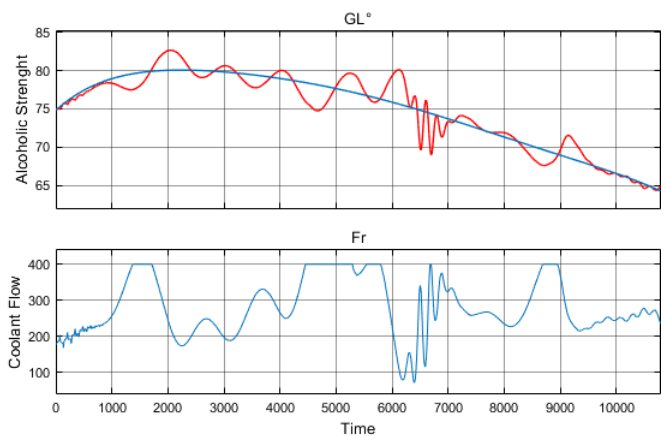


Figura 8. Destilación en lazo cerrado con control PID-IMC más filtro, caso de perturbación N°8.

Este controlador tiene un mejor rechazo a las perturbaciones que el controlador *PI-IMC*.

3) *Control PI-IMC con ganancia tabulada*

En este caso se usa un grupo de tres parámetros de control dados por un conjunto de tres valores de sintonía, para lograr un buen rendimiento con controladores ajustados a distintos momentos de la destilación. En primer lugar, el procedimiento consistió en simular el tiempo en que sólo está activo el primer controlador (hasta 3600s) y encontrar el mejor valor de λ_1 . Segundo, guardar este primer valor de sintonía para el primer controlador y luego simular el tiempo cuando el segundo controlador está activo después del primero (hasta 7200s), encontrando el mejor valor λ_2 para ese intervalo. En tercer y último lugar, se utilizan ambos valores guardados en los intervalos respectivos y se simula el tiempo completo (hasta 10800s=3h) para encontrar el mejor valor de λ_3 para el último intervalo de tiempo. Los resultados se muestran en la Fig. 9.

Destilación continua

Esta sección muestra el ajuste final de cada estrategia de control y su rendimiento en dos escenarios:

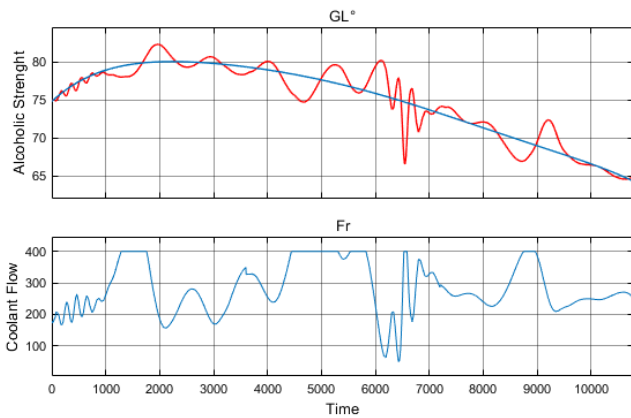


Figura 9. Destilación en lazo cerrado con control PI-IMC, caso de perturbación N°8.

- i) Sólo cambios de valor de referencia sin perturbaciones
- ii) Cambios en la referencia con perturbaciones

El tiempo de simulación se fija en 250 horas, usando (16) como función de costo para evaluar el rendimiento del control.

$$J = 100 \int_0^{250} |e| dt \tag{16}$$

Las señales de perturbación se generaron en Simulink utilizando el bloque "Signal Generator". Para el flujo de alimentación F se usó una oscilación sinusoidal con baja frecuencia y, para la composición de alimentación x_F una onda cuadrada alisada de alta frecuencia.

1) *Control PI Tradicional*

La constante del filtro *PI-IMC* se definió en 0,04 por ensayo y error, con la que se obtuvo el mejor rendimiento. Estos resultados se muestran en la Fig. 10.

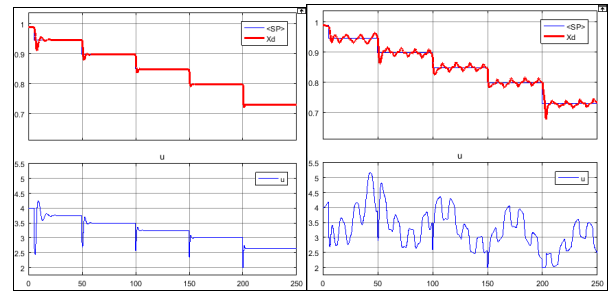


Figura 10. Control PI tradicional: cambios SP (izquierda) y perturbaciones (derecha). Los valores J son 34 y 183 respectivamente.

2) *Control Experto*

Este control se ajustó por prueba y error, resultando una ganancia aplicada a la entrada de error de 5, una ganancia aplicada a la entrada de derivada de la salida de 2 y una ganancia aplicada a la salida de 0,4; los resultados respectivos se muestran en la Fig. 11.

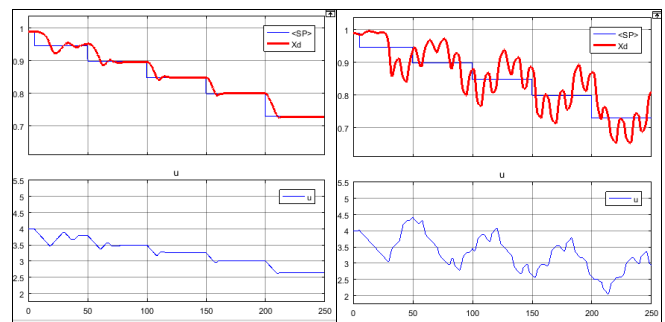


Figura 11. Control experto: Cambios de SP (izquierda) y perturbaciones (derecha). Los valores J son 220 y 1098 respectivamente.

3) *Control Experto Difuso*

El único parámetro de ajuste en esta estrategia de control es la ganancia aplicada al error de entrada; por prueba y error su valor se estableció en 1,5. La Fig. 12 muestra los resultados correspondientes.

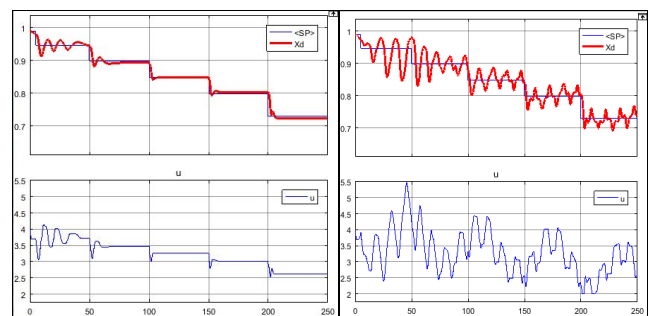


Figura 12. Control Experto Difuso: Cambios de SP (izquierda) y perturbaciones (derecha). Los valores J son 163 y 540 respectivamente.

4) *Control Difuso tipo Sugeno*

La constante de filtro IMC se estableció mediante prueba y error en 0,03. La Fig. 13 muestra los resultados respectivos.

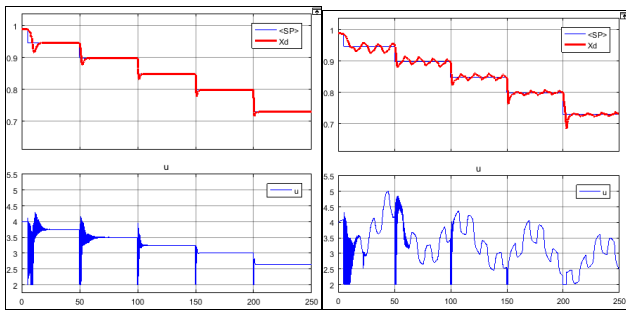


Figura 13. Control Difuso tipo Sugeno: cambios de SP (izquierda) y perturbaciones (derecha). Los valores de J son 30 y 169 respectivamente.

5) *Control con Red Neuronal*

Este control no tiene un parámetro de ajuste. Sólo se definen la cantidad de neuronas o el conjunto de datos utilizados para el entrenamiento. Los resultados se muestran en la Fig. 14.

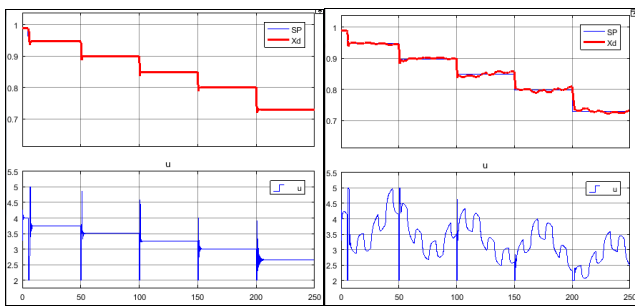


Figura 14. Control con red neuronal: cambios de SP (izquierda) y perturbaciones (derecha). Los valores J son 33 y 102 respectivamente.

V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS DE CONTROL

Destilación discontinua

El rendimiento de control para la destilación por lotes de cada uno de los controladores utilizados, en relación con su rechazo a las perturbaciones, se resume en la TABLA VI.

TABLA VI
RENDIMIENTO DE CONTROL: DESTILACIÓN POR LOTES

Controlador	J Perturbación
<i>PI-IMC</i>	17733
<i>PID-IMC</i> con Filtro	17424
<i>PI-IMC</i> con Ganancia Tabulada	17437

El *PID-IMC* con filtro tiene una acción de control un poco más oscilante que el *PI-IMC* sólo, pero presentó un mejor desempeño. Los resultados son similares a los obtenidos a través del control experimental en nuestra planta piloto presentado en un trabajo previo [7], con un seguimiento difícil de la referencia. El control por ganancia tabulada es el que tiene un rendimiento similar, pero algo inferior y requiere de un esfuerzo mayor para buscar progresivamente cada parámetro de sintonía. Debido a la complejidad matemática del modelo, se descartaron otras estrategias evaluadas (resultados no mostrados).

Destilación continua

El rendimiento de control para la destilación continua se resume en la TABLA VII.

TABLA VII
RENDIMIENTO DE CONTROL: DESTILACIÓN CONTINUA

Controlador	J (cambios setpoint)	J (Perturbaciones)
PI Tradicional	34	183
Experto	220	1098
Difuso Mandani	163	540
Difuso Sugeno	30	169
Red Neuronal	33	102

1) *Comparación entre los controles Experto, Experto Difuso Mandami y PI tradicional*

Puede notarse que con control experto se llega a la referencia lentamente y presenta un mal rendimiento de rechazo de perturbación. Por su parte, el control experto difuso Mandami mejora el rendimiento del seguimiento de referencia y presenta un rendimiento de rechazo de perturbaciones mucho mejor. Sin embargo, el rendimiento del controlador difuso Mandami es mucho peor que el de un controlador PI tradicional. Probablemente, con mejores ajustes, el controlador experto y el control difuso Mandami podrían mostrar un mejor rendimiento; aunque el ejercicio para lograrlo es difícil ya que se deben especificar muchas ganancias. Implementar y diseñar ambos controladores expertos es bastante engorroso, aunque su implementación se facilita usando la GUI "Fuzzy" de Matlab.

2) *Comparación entre el Control Difuso tipo Sugeno, con Controlador Neuronal y PI tradicional*

El control difuso tipo Sugeno y el control con red neuronal funcionaron mejor que el controlador PI tradicional. Sin embargo, el controlador difuso presentó una acción de control agresiva y ruidosa. En una planta real, este tipo de acciones podría dañar el elemento final de control. Por su parte, la estrategia con red neuronal presentó una acción de control más suave.

El controlador RNA es el que presentó el mejor rendimiento, y fue fácil de diseñar e implementar. Además, este control no necesita ajuste. Sin embargo, requiere de mucha más información a priori (datos para entrenamiento) que el controlador tipo Sugeno, aunque en este último caso se requirió más tiempo para su implementación y puesta a punto, ya que deben definirse las funciones de membresía y el sistema de inferencia debe codificarse. Se usó una GUI de Matlab para sintonizar y entrenar el controlador neuronal, por lo que su implementación fue simple.

VI. CONCLUSIONES

Control de destilación por lotes: las estrategias de control se probaron sobre un modelo matemático complejo, que ha sido previamente validado en laboratorio [7]. El controlador con mejor desempeño fue el *PID-IMC* con filtro, debido al buen rechazo de perturbaciones que presentó. Además, es fácil de

implementar y aplicar en una planta real, con equipos tradicionales. Sin embargo, se considera como trabajo futuro evaluar el uso de estrategias inteligentes en este tipo de destilación, con las que se estima se lograrán mejores resultados.

Control de destilación continua: fueron probadas cuatro estrategias de control inteligentes y se las compararon entre sí y contra un control *PI* tradicional. Teniendo en cuenta el rendimiento del control, la robustez de la acción de control y la dificultad de implementación y diseño, se concluye que el mejor controlador evaluado es el que usa red neuronal artificial NARMA-L2.

REFERENCIAS

- [1] C. S. Rao and K. Barik, "Modeling, Simulation and Control of Middle Vessel Batch Distillation Column," *Procedia Eng.*, vol. 38, pp. 2383–2397, 2012.
- [2] A. Vasičkaninová, M. Bakošová, and M. Karšaiová, "Cascade Fuzzy Logic Control of a Distillation Column," in *Proceedings of the 16th International Conference Process Control '07*, 2007, p. 093f.pdf.
- [3] W. Daosud, K. Jariyaboon, P. Kittisupakorn, and M. Hussain, "Neural Network Based Model Predictive Control of Batch Extractive Distillation Process for Improving Purity of Acetone," *Eng. J.*, vol. 20, no. 1 SE-Modern Engineering Technology, Jan. 2016.
- [4] P. Mishra, V. Kumar, and K. P. S. Rana, "A Fractional Order Fuzzy PID Controller for Binary Distillation Column Control," *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 22, pp. 8533–8549, Dec. 2015.
- [5] S. Skogestad, "The Dos and Don'ts of Distillation Column Control," *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 85, no. 1, pp. 13–23, Jan. 2007.
- [6] L. García-Llobodanin, J. Roca, J. R. López, J. R. Pérez-Correa, and F. López, "The lack of reproducibility of different distillation techniques and its impact on pear spirit composition," *Int. J. Food Sci. Technol.*, vol. 46, no. 9, pp. 1956–1963, Jul. 2011.
- [7] S. D. Quezada, J. R. P. Correa, and M. A. F. Fernandez, "Automatic System Distillation for Wine Fruit," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 13, no. 6, pp. 1882–1887, 2015.
- [8] B. Wayne Bequette, "Cap. 9. The IMC-Based PID Procedure," in *Process Control: Modeling, Design and Simulation*, P. H. I. S. in the P. and C. E. S. Series, Ed. Prentice Hall, 2003, p. 800.
- [9] F. De Lucca, R. Munizaga-Miranda, D. Jopia-Castillo, C. Gelmi, and J. R. Pérez-Correa, "Operation Strategies to Minimize Methanol Recovery in Batch Distillation of Hydroalcoholic Mixtures," *Int. J. Food Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 259–265, 2013.
- [10] Manfred Morari and E. Zafiriou, *Robust process control*. Wiley-Blackwell, 1989.
- [11] P. A. Ortiz Valencia and A. Arias Londoño, "Control de una planta no lineal de temperatura con redes neuronales," *Rev. Av. en Sist. e Informática*, vol. 6, no. 2, pp. 127–141, 2009.



Simón Díaz recibió su título en Ingeniería Química de la Universidad Tecnológica Metropolitana, Santiago, Chile, en 2014, y es estudiante de doctorado en Ingeniería de la Ciencia en la Pontificia Universidad Católica de Chile. Su interés actual de investigación son las aplicaciones del proceso de control automático a la destilación de vinos de frutas.



José Ricardo Pérez-Correa recibió su M.Eng. en la Universidad de Chile (1982) y su Ph.D. en el Imperial College (1987), ambos en Ingeniería Química. Desde 2011 es profesor titular en el Departamento de Ingeniería Química y Bioprocesos de la Pontificia Universidad Católica de Chile. Sus intereses de investigación son el modelado dinámico, control automático, procesos e ingeniería de sistemas biológicos y productos naturales. Es coautor de más de 30 capítulos de libros y más de 90 papers indexados.



Mario Alberto Fernández-Fernández se graduó en la Universidad Nacional de San Juan, Argentina, donde obtuvo el título de Ingeniero Electrónico, con mención en Control Automático (1986). Posteriormente obtuvo una Maestría en Ciencias de la Ingeniería en Electricidad (1998) y un Doctorado en Ciencias de la Ingeniería en Automática (2001), ambos de la Universidad de Chile. Actualmente es profesor de tiempo completo en la Universidad de Talca. Sus principales intereses son el control automático de procesos, la instrumentación industrial y la mecatrónica