

# 25. Investigación y desarrollo de herramientas para optimización de lazos de control (CASSA-UCA)

G. Molina, y D. Flamenco, Compañía Azucarera Salvadoreña (CASSA)

## Resumen

En la actualidad para lograr competitividad y sostenibilidad de una empresa dentro de la industria, se debe buscar continuamente la optimización de los recursos de los que se dispone, esto implica un gran esfuerzo por parte del personal tanto administrativo como técnico para poder mantener de forma sostenible en el tiempo cada uno de sus respectivos rubros; la industria azucarera no es la excepción y también está expuesta al deterioro si no actualiza los fundamentos sobre los cuales opera.

Poco o nada se dedica a la investigación y desarrollo de métodos de medición de eficiencia y detección de problemas, esto se debe muchas veces a que no se percibe el impacto económico negativo que tienen los procesos con alta variabilidad. Al tomarse un tiempo para determinar dichas pérdidas se observa por ejemplo la importancia de reducir la variabilidad en un control de pH y reducir así la inversión de sacarosa, con lo cual se incrementan la cantidad de azúcar que se le puede extraer a una tonelada de caña, o el impacto en la eficiencia de un turbogenerador por variabilidad en la presión y temperatura de vapor proveniente de calderas que utiliza bagazo como combustible, lo que impacta directamente en la cantidad de energía eléctrica que se puede generar por cada tonelada de bagazo que se quema, y así se pueden obtener muchos ejemplos en los cuales el efecto económico que tiene el desempeño de un proceso es considerable.

## Índice de Términos

ACF, Bicoherencia, Densidad espectral de potencia, Stiction, Biespectro, IAE, slip-jump, Banda muerta, histéresis.

## I. INTRODUCCIÓN

Una de las áreas sobre las cuales se tienen muchos fundamentos técnicos de diferentes fuentes es la de control automático, pero dentro de ella existen algunas aplicaciones que se han visto truncadas por la complejidad de sus cálculos y la dificultad de como concretizar dichos conceptos en lo que podríamos llamar "herramientas inteligentes", es decir, herramientas que ayuden al técnico de control o instrumentación a detectar problemas de lazos de control y sus causas, así como la forma de corregirlos.

Como ya se había mencionado, la matemática detrás de estos conceptos es compleja de desarrollar, y más aún, de utilizar sus resultados para la resolución de problemas reales dentro de la rama del control automático, problemas tales como stiction en válvulas de control, variabilidad por una sintonía inadecuada de los lazos de control, aliasing, interacción entre procesos, etc.

En CASSA se ha identificado el beneficio económico que tiene la optimización de los lazos de control, es por eso que en conjunto con el Departamento de Electrónica e Informática de la UCA se ha trabajado en buscar soluciones prácticas a estas necesidades, trabajo que ha



generado muy buenos resultados en:

- Determinación de modelos matemáticos de procesos.
- Sintonía de lazos de control.
- Detección de oscilaciones.
- Identificación de interacción entre lazos de control.
- Detección de stiction en válvulas de control

Todo esto se ha plasmado en herramientas que dan resultados que ayudan al técnico a identificar y resolver los problemas encontrados.

Estos trabajos continuaran enfocados siempre en la optimización de procesos bajo la óptica de poder alcanzar un mantenimiento de tipo predictivo, que es el que genera la máxima rentabilidad de los proceso al minimizar los costos del mantenimiento preventivo.

Uno de los problemas principales tratados en las investigaciones es el desarrollo de herramientas que monitoreen los lazos de control en busca de problemas. Dichas herramientas deben cumplir con dos características importantes: Que puedan hacer la detección sin necesidad de parar el proceso, es decir, con los datos del sistema en operación continua y que su criterio de detección sea fiable, y permita evitar falsas detecciones por mala medición o ruido.

## II. FUNDAMENTOS TEÓRICOS Y METODOLOGÍA

*Función de autocorrelación.*

Un estimador estadístico importante que nos permite determinar la dependencia estadística de una serie de datos en el tiempo es la función de autocorrelación muestral (ACF) definida como [16]:

$$r_{xx}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (x(t) - \bar{x})(x(t+k) - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x(t) - \bar{x})^2} \quad (1)$$

En donde  $x(t)$  es el valor la serie de datos en tiempo  $t$ ,  $\bar{x}$  es la media de la muestra para las  $N$  muestras y  $k$  denota el número de desfase de la ACF. Para tener una buena estimación del ACF es necesario tener al menos 50 muestras, y el número de desfase máximo con buena estimación no debe ser mayor que  $N/4$  [7].

Densidad espectral de potencia.

La densidad espectral de potencia (PSD) es una función real que permite medir el contenido de potencia en cada frecuencia para un proceso estocástico estacionario. La PSD es la transformada de Fourier de la ACF resultando en [22]:

$$S_{xx}(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} r_{xx}(k) e^{-2\pi jfk} \quad (2)$$

Donde  $r_{xx}(k)$  es la ACF de la señal.

*Método de IAEs superiores e inferiores y cruces por cero para detección de oscilaciones.*

Este método hace uso de la integral del error absoluto (IAE) la cual se define como:

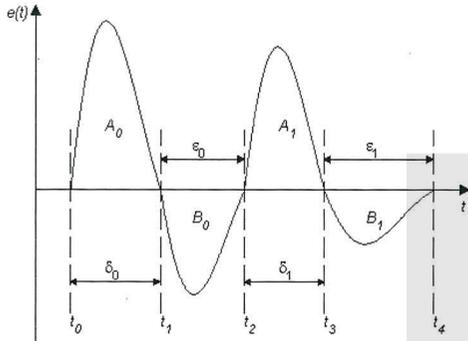
$$IAE = \int_{t_{i-1}}^{t_i} |e(t)| dt \quad (3)$$

Donde  $t_{(i-1)}$  y  $t_i$  son dos instantes consecutivos de cruces por cero de la señal temporal. La idea fundamental de este método se basa en que si  $e(t)$  es casi periódica. Las IAEs se separan en áreas de errores positivos y negativos regulares (Fig. 1)

$$A_i = \int_{t_{2i}}^{t_{2i+1}} |e(t)| dt \quad \text{y}$$

$$B_i = \int_{t_{2i+1}}^{t_{2i+2}} |e(t)| dt \quad (4)$$

Fig. 1 Parámetros para el cálculo del índice de oscilación [3].



El método usa dos parámetros de ajuste  $\alpha$  y  $\gamma$ , las cuales deben de estar en el intervalo entre 0 y 1, y simplemente se cuenta el número de veces en que los conjuntos de datos  $h_A$  y  $h_B$  cumplan con las siguientes condiciones:

$$h_A = \# \left\{ \alpha < \frac{A_{i+1}}{A_i} < \frac{1}{\alpha} \wedge \gamma < \frac{\delta_{i+1}}{\delta_i} < \frac{1}{\gamma} \right\} \quad (5)$$

$$h_B = \# \left\{ \alpha < \frac{B_{i+1}}{B_i} < \frac{1}{\alpha} \wedge \gamma < \frac{\varepsilon_{i+1}}{\varepsilon_i} < \frac{1}{\gamma} \right\} \quad (6)$$

Donde  $A_i, B_i, \delta_i$  y  $\varepsilon_i$  se definen en la figura 1.

El índice de oscilación viene dado por:

$$\mathcal{R} = \frac{h_A + h_B}{N} \quad (7)$$

$$\mathcal{R} = \frac{a}{b} \quad (9)$$

Donde  $N$  es el número de medios períodos de la señal. El valor del índice de oscilación puede ser interpretado de la siguiente manera [3]:

- Los lazos PID que tienen un  $h > 0.4$  son oscilatorios, son candidatos para una examinación más detallada.
- Si  $h > 0.8$ , existe un patrón muy claro en la oscilación de la señal.
- El ruido blanco tiene un índice de oscilación  $h \approx 0.1$ .

Forsman y Stattin [8] sugieren seleccionar  $\alpha = 0.5 - 0.7$ ,  $\gamma = 0.7 - 0.8$ , y afirman que el criterio es bastante robusto a variaciones con estos parámetros de sintonía. Un simple filtro pasa bajos de primer orden (o filtro exponencial) debe ser usado para atenuar efectos de ruido como el que se muestra a continuación:

$$e_f(k) = \alpha e(k) + (1 - \alpha)e_f(k - 1) \quad (8)$$

$$e_f(1) = e(1)$$

Donde  $e_f(k)$  es el error filtrado. El valor  $\alpha$  del filtro se escoge típicamente de 0.10 [8].

Método del índice de decaimiento de la función de autocorrelación.

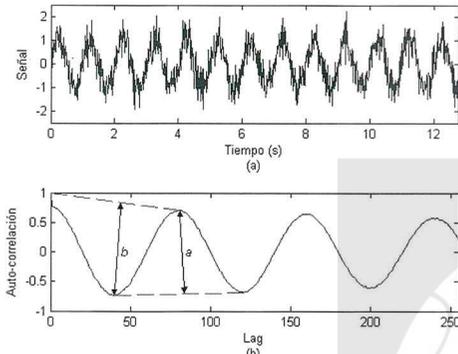
El método siguiente aparece por que la ACF de una señal oscilatoria es también oscilatoria y con el mismo período de la oscilación. La ventaja de utilizar la ACF es que esta provee un filtro temporal.

Este método ha sido desarrollado y patentado por Miao y Seborg [16], está basado en el análisis de la ACF de los datos temporales de operación normal en lazo cerrado. El método utiliza el índice de decaimiento  $\mathcal{R}$  de la ACF, la cual provee una medida de que tan oscilatoria es la serie de datos en el tiempo. La Fig. 2 ilustra la definición del índice de oscilación  $\mathcal{R}$ , descrito por:



Donde  $a$  es la distancia del primer máximo a la línea recta que conecta los primeros dos mínimos, y  $b$  la distancia del primer mínimo a la línea recta que conecta el coeficiente del desfase cero de la ACF y el primer máximo de la misma.

Fig. 2 Método del índice de decaimiento: a) oscilación en el tiempo; b) su función de autocorrelación.

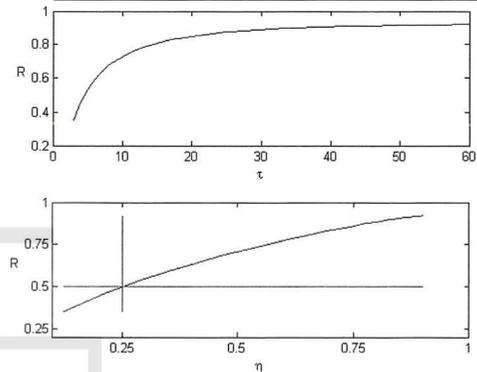


Para ilustrar la relación entre el índice de decaimiento de la ACF y el grado de oscilación de una señal, consideremos:

$$y(t) = e^{-(t/\tau)} \text{sen}(\omega t) + \varepsilon(t) \quad (10)$$

Donde  $t$  es tiempo,  $\omega$  es la frecuencia,  $\tau$  es un factor de amortiguamiento relativo,  $\varepsilon(t)$  es una señal de ruido blanco gaussiano. La Fig. 3 muestra la relación entre  $\mathfrak{R}$ ,  $\tau$  y  $\eta$  para la señal amortiguada, siendo  $\eta$  la razón de decaimiento de la señal en el tiempo. Donde un valor de  $\mathfrak{R}$  menor que 0.5 corresponde a una razón de decaimiento en el dominio del tiempo menor a 0.25. Si  $\mathfrak{R} \geq 0.5$ , entonces la señal se considera que exhibe un excesivo grado de oscilación [8].

Fig. 3 Índice de decaimiento como una función de  $\tau$  y  $\eta$ .



Para calcular el índice de oscilación  $\mathfrak{R}$  de los coeficientes de la ACF, es necesario tener por lo menos dos mínimos y un máximo, es decir, 1.25 ciclos en la ACF, esto debido a que el máximo desfase útil es un cuarto del número de puntos de datos [1]. Los 1.25 ciclos en la ACF corresponden a 5 puntos en la señal temporal. Esto significa que  $T_c$  (ventana de datos) debe ser al menos 5 veces el período de la frecuencia más baja de interés. Esta frecuencia puede ser especificada como en el método de Hägglund [10], es decir, dependiente del período último y seleccionar así la muestra de datos de la siguiente forma:

$$T_c > 50T_u \quad (11)$$

Si no se detecta ninguna oscilación entonces:

$$T_c = 250T_u \quad (12)$$

Es deseable remover el ruido de alta frecuencia filtrando la señal por medio de un filtro exponencial (Ec. 8), se recomienda una constante de filtro en el rango de  $0 < \alpha \leq 0.16$ .

Método de la regularidad de los cruces por cero de la función de autocorrelación.

Thornhill et al. [14] sugiere que una oscilación puede ser detectada al buscar una regularidad del período de los cruces por cero en la ACF. La regularidad es evaluada por el uso de una estadística,  $r$ , llamada factor de regularidad. Esta se deriva de la secuencia de divisiones entre intervalos adyacentes  $\Delta t_i$ . Así, la media del período de la oscilación  $T_p$  puede ser determinado por:

$$\bar{T}_p = 2 \frac{\sum_{i=1}^n \Delta t_i}{n} = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - t_{i-1}) \quad (13)$$

Donde  $n$  es el número de intervalos. El factor adimensional de regularidad  $r$  se define:

$$r = \frac{1}{3} \frac{\bar{T}_p}{\sigma_{T_p}} \quad (14)$$

Donde  $\sigma_{T_p}$  es la desviación estándar de  $T_p$ . Una oscilación es considerada regular con un período bien definido si  $r$  es mayor 1. El valor umbral de  $r$  tiene su base en estadística. Si los cruces por cero son aleatorios con una probabilidad igual de llegada en cada intervalo de muestreo, entonces los intervalos entre cruces por ceros tendrían una distribución de tipo exponencial [9]

$$f(T_p) = \alpha e^{-\alpha T_p} \quad (15)$$

La desviación estándar de una distribución exponencial es igual a su media. Por tanto la hipótesis nula de las llegadas aleatorias sería  $r > 1$ . La condición  $r > 1$  rechaza la hipótesis de los intervalos aleatorios cuando el valor observado de la desviación estándar es menor que un tercio de su valor esperado bajo la hipótesis nula, es decir:

$$\sigma_{T_p} < \frac{1}{3} \bar{T}_p \quad (16)$$

El factor de regularidad  $r$  puede ser considerado por tanto como un índice de oscilación. Consideraciones prácticas requieren que solo las *señales* con actividad significativa sean consideradas en la banda de frecuencia seleccionada. La prueba de la regularidad se debe aplicar solo si la señal filtrada tiene un significativo porcentaje de potencia definido como:

$$P = \frac{\sum_{f_0 - \Delta f}^{f_0 + \Delta f} S_{xx}(f)}{\sum_0^{f_{max}} S_{xx}(f)} \times 100 \quad (17)$$

Donde  $\Delta f$  denota el ancho del filtro alrededor de  $f_0$ . Estos valores de potencia  $P$  incluyen tanto las componentes de la señal oscilatoria como las del ruido debido a que el filtro no elimina el ruido en la banda seleccionada, sin embargo, una oscilación regular con un  $r > 1$  va a estar dominada por la potencia de la señal oscilatoria y puede ser utilizada como una aproximación de la potencia de la oscilación. Por el contrario un valor bajo de potencia  $P$  indica que la señal no tiene actividad



significativa en la frecuencia seleccionada por lo que el comportamiento de la señal se encuentra dominado por otras frecuencias.

Para determinar el ancho de banda del filtro es necesario realizar un análisis según la cantidad de cruces por cero utilizados en la detección de la regularidad.

$$\Delta f \leq \frac{f_o}{2.5} \quad (18)$$

Thornhill et al. [14] sugiere considerar 10 intervalos entre los primeros 11 cruces por cero para calcular el promedio y la desviación estándar del período de oscilación. Se sugiere utilizar un valor umbral de 1% para  $P$ .

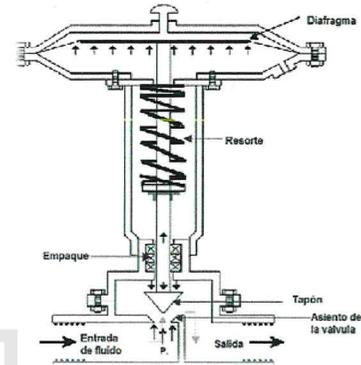
Método de detección de Fricción estática en Válvulas de control

*Válvulas de control: funcionamiento.*

Una válvula es un elemento final de control que sirve para dosificar la energía que se inyecta en el sistema en respuesta a la señal de control que tiene como entrada. Realiza la función de variar el caudal que pasa a través de ella, comportándose como un orificio de área variable.

Posee los siguientes componentes: Actuador, cuerpo y accesorio, estos se pueden observar en la Fig. 4.

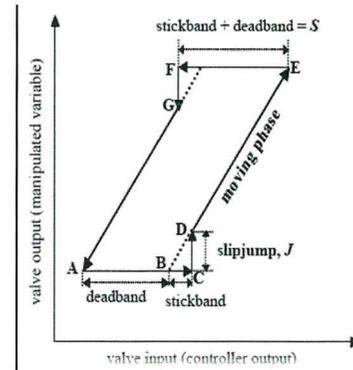
Fig. 4 Partes de una válvula de control neumática [2].



*Fricción estática en válvulas: Definición y Modelos*

Stiction es una propiedad en un elemento tal que su movimiento suave en respuesta a una entrada variante es precedido por un salto abrupto llamado Slip-Jump [2]. Este comportamiento se puede observar en la Fig. 5.

Fig. 5  
Patrón típico de  
Stiction [2].



El efecto de Stiction puede distinguirse entre otras oscilaciones por las siguientes características: (a) Las oscilaciones observadas en OP y PV contienen armónicos, mientras que en el caso de oscilaciones, debido a otras causas, tanto OP como PV tienen una forma casi sinusoidal, con un bajo contenido armónico, (b) En el caso de stiction, PV usualmente presenta una forma en tren de pulsos para procesos autorregulados y para procesos integrantes la PV sigue una forma triangular. Sin embargo, estos patrones pueden ser modificados dependiendo de la dinámica del proceso y los parámetros del controlador.

#### Método de detección de Stiction

La presencia de stiction en una válvula hace que la variable de proceso (PV) sea no lineal ya que la válvula funciona como un filtro no lineal. La detección de no linealidades es una buena herramienta para la detección de stiction. Se sabe que histéresis, banda muerta, zona muerta, saturación, entre otros también introducen no linealidades al sistema, por lo que para tener buena detección de stiction, se debe complementar la detección de los patrones que genera en el sistema.

Podemos dividir la metodología que se utilizará en tres partes:

- Detección de no gaussianidad.
- Detección de no linealidades.
- Detección y cuantificación de Stiction.

#### Detección de No Gaussianidad

Una no linealidad presenta acople de frecuencia en la serie de tiempo, esto hace que generen nuevos armónicos. Los armónicos se derivan de un filtro no lineal y se necesita de un método que pueda detectar este acople. El Biespectro es una descomposición frecuencial del cumulante de tercer orden:

$$B^x(f_1, f_2) = E\{X(f_1)X(f_2)X^*(f_1 + f_2)\} \quad (19)$$

Donde  $X(f)$  es la DFT de la señal que se está analizando. El Biespectro es una cantidad compleja que tiene magnitud  $|B(f_1, f_2)|$  y fase  $\angle B(f_1, f_2)$ . Tiene como característica importante, que para una señal con acople cuadrático de fase, la fase a la Bifrecuencia acoplada es cero, lo que hace que al hacer la suma en el infinito se destaque la magnitud a esta Bifrecuencia mientras que en las otras tienda a cero.

Al igual que el espectro de potencia PSD, el Biespectro tiene 12 regiones de simetría, de la cual solo una nos interesaría [3].

Si el Biespectro se normaliza por el producto del espectro de las señales, y se obtiene el estimador de la Bicoherencia, de manera que su valor esté acotado entre cero y uno. La normalización que se ha ocupado es la que presenta en [5].

El Biespectro normalizado es llamado Bicoherencia cuadrada y se define a continuación:

$$|Bic|^2 = \frac{|B(f_1, f_2)|^2}{E\{|X(f_1)X(f_2)|^2\}E\{|X^*(f_1 + f_2)|^2\}} \quad (20)$$

$$= \frac{|Bic|}{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i(f_1)X_i(f_2)X_i^*(f_1 + f_2)} \quad (21)$$

$$= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |X_i(f_1)X_i(f_2)|^2 \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |X_i(f_1 + f_2)|^2$$

Donde M es el número de segmentos en los que se divide la señal. M se elige tal que contenga por lo menos una oscilación. La longitud de los datos necesarios depende de qué tan ruidosa sea la señal, y de ahí la dependencia para la longitud del segmento [3].

Para revisar la significancia de la magnitud de la Bicoherencia a cada Bifrecuencia individual, el siguiente test estadístico es propuesto por Choudhury et al., [1]:



$$P(2MBic^2(f_1, f_2) > c_\alpha^{\chi^2}) = \alpha \quad (22)$$

Donde M es el número de segmentos usados en la estimación de la Bicoherencia y  $c_\alpha^{\chi^2}$  es el valor crítico calculado en la tabla de distribución Chi cuadrada para un nivel de significancia  $\alpha$ . Típicamente se elige  $\alpha=0.5$ , lo que da  $c_\alpha^{\chi^2} = 5.99$  [1]. El índice de No Gaussianidad (NGI) es definido como:

$$NGI = \frac{\sum Bic_{significante}^2}{L} - \frac{c_\alpha^{\chi^2}}{2M} \quad (23)$$

Donde  $Bic_{significante}^2$  son aquellos valores de Bicoherencia que no pasan el test de hipótesis y L es la cantidad de  $Bic_{significante}^2$ . Usando NGI, la siguiente regla de decisión puede ser tomada:

Si  $NGI \leq \alpha$ , la señal es Gaussiana.

Si  $NGI > \alpha$ , la señal es No Gaussiana.

Detección de no linealidad

Si la Hipótesis nula queda descartada y se concluye que el sistema es no Gaussiano, se debe hacer el análisis sobre la No linealidad del sistema, porque No Gaussiano no necesariamente es No Lineal [6]. Para ello utilizamos el índice de no linealidad (NLI):

$$NLI = Bic_{max}^2 - (Bic_{robusta}^2) + 2\sigma_{robusta}^2 \quad (24)$$

Donde  $Bic_{max}^2$  es el mayor valor de Bicoherencia,  $Bic_{robusta}^2$  es la media robusta y  $\sigma_{robusta}^2$  la desviación estándar robusta de la Bicoherencia cuadrada.

Elas se calculan al excluir el Q% de los datos más grandes y más pequeños de la Bicoherencia. Se ha elegido un valor de 10 para Q. De ahí se concluye que:

$NLI \leq 0$ , el proceso que genera la señal es lineal.

$NLI \geq 0$ , el proceso que genera la señal es no lineal.

Ya que se ha detectado la presencia de no linealidades, se procede a determinar si es stiction la que las causa.

Cuantificación de Stiction

El ajuste de la elipse es el método que se utilizará para determinar si stiction es la causa de las no linealidades. Como un producto de este método, stiction puede ser cuantificada por el ancho máximo de la elipse ajustada en la gráfica PV-OP medido en la dirección de OP [1].

$$S \text{ aparente } (\%) = \frac{2ab}{\sqrt{a^2 \sin^2 \alpha + b^2 \cos^2 \alpha}} \quad (25)$$

Donde a y b son la longitud del eje mayor y del eje menor de la elipse ajustada, respectivamente y  $\alpha$  es el ángulo de rotación medido desde el eje positivo de las x. La Stiction que encontramos debe llamarse Stiction aparente, ya que puede ser igual o diferente a la cantidad real de stiction presente en la válvula debido a la dinámica del lazo reflejada en OP y PV.

*Simulación del Stiction y Prueba del método del Biespectro*

El método descrito en las secciones anteriores ha sido implementado en la plataforma de Labview® 2010. Para su validación se ha utilizado

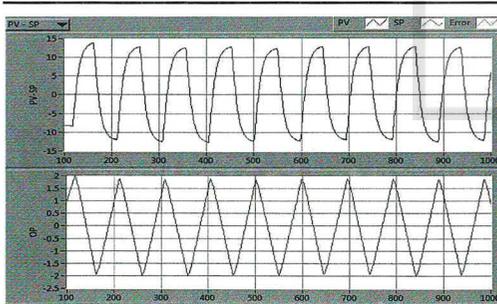
la simulación del lazo de control que está compuesto por una planta de primer orden con tiempo muerto, un controlador PI y el modelo de stiction basado en datos. Se ajustan los valores de J y S y se aplica el algoritmo de detección, para la validación se deberían obtener como resultado los mismos valores de los parámetros que se introdujeron. A continuación se muestran los resultados al utilizar los siguientes datos:

$$G_p = \frac{3}{10s + 1} e^{-10s} \quad (26)$$

$$G_c = 0.2 \left( 1 + \frac{1}{10s} \right) \quad (27)$$

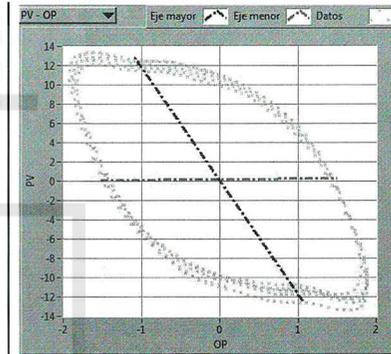
Donde  $G_p$  es la función de transferencia del proceso y  $G_c$  es la función de transferencia del controlador PI. Para el modelo de stiction, se utilizaron  $S=3\%$  y  $J=2\%$ . Los resultados se muestran a continuación. La Figura 6 muestra un intervalo de los datos a analizar en el cual se observa claramente la presencia de stiction. Se realiza un análisis y se detecta oscilaciones, además de la presencia de no linealidades, por los picos presentes en la Bicoherencia y por último, la presencia de stiction, por la elipse que se puede ajustar exitosamente en los datos ya filtrados que se presentan en la gráfica PV- OP mostrada en la Fig. 7.

Fig. 6. Datos a analizar para la validación



El parámetro de Stiction que se obtiene en la aplicación se refiere al valor de S del modelo de stiction, los resultados muestran una detección de Stiction de 3.03%. Por lo que la metodología es capaz de identificar correctamente la presencia de stiction en un sistema.

Fig. 7. Gráfico PV-OP y ajuste de la elipse



Método: Mapa de correlación espectral de potencia (PSCMAP).

Por medio de la ACF se obtiene información sobre la dependencia temporal de las señales, y su transformada de Fourier nos permite obtener funciones de Densidad Espectral de Potencia.

Métodos del Dominio de la Frecuencia.

Estos métodos del dominio de la frecuencia, como los métodos basados en el espectro de potencia, nos permiten obtener el contenido espectral de potencia de las señales para cada una de las frecuencias contenidas en la misma según el teorema de Nyquist, son intuitivamente opciones naturales para el problema de la oscilación e interacción de controles oscilantes. Principalmente porque se tienen las siguientes ventajas con estos métodos espectrales:



- a) El espectro es independiente de la diferencia de fase
- b) las oscilaciones están bien localizadas en el dominio de la frecuencia y
- c) recoge variables con las mismas formas espectrales.

Para este tipo de análisis espectral en el cual se busca detectar las fuentes de oscilación se puede recurrir a utilizar las herramientas o métodos siguientes: Análisis de Componentes Principales del Espectro (SPCA) o el Mapa de Correlación Espectral de Potencia (PSCMAP). Y nos enfocamos en el segundo método el PSCMAP.

*PSCMAP para la detección de oscilación en toda la planta industrial.*

PSCMAP es una nueva herramienta que sirve para la detección de oscilaciones en una planta completa. La detección se realiza con la identificación de un conjunto de señales que oscilan en las frecuencias similares, pero no necesariamente en fase una con la otra, por los tiempos muertos inherentes del proceso productivo.

Para la creación del PSCMAP se necesita de la obtención del Índice de Correlación Espectral de Potencia (PSCI).

#### 4.3 PSCI

El Índice de Correlación Espectral de Potencia (PSCI) se define como la correlación cruzada entre los espectros de potencia de dos variables de proceso diferentes, y mejor aún, al mismo tiempo es una medida de similitud de las formas espectrales de las señales, sin importar el desfase entre los datos temporales.

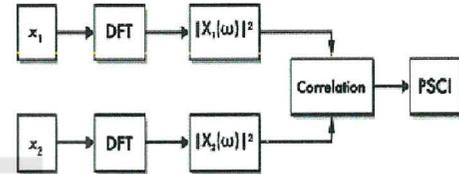
El PSCI es de valor real y es la covarianza normalizada entre los espectros de potencia de dos señales, tal como se define en la ecuación siguiente:

Para dos espectros:  $|X_i(\omega)|^2$  y  $|X_j(\omega)|^2$  se calcula así [23]:

$$PSCI = \frac{\sum_{\omega_k} |X_i(\omega_k)|^2 |X_j(\omega_k)|^2}{\sqrt{\sum_{\omega_k} |X_i(\omega_k)|^4 \sum_{\omega_k} |X_j(\omega_k)|^4}} \quad (28)$$

De manera más gráfica se muestra en la figura 8 un diagrama de bloques para la obtención de dicho índice.

Fig. 8. Diagrama de bloques para el cálculo de PSCI [23].



*Pasos para la creación del Mapa de Correlación.*

#### *Elección de Color.*

Para iniciar la construcción del mapa se utiliza un código de color en base al valor numérico del PSCI. En la selección de colores, se debe tomar en cuenta las divisiones más representativas en la escala, que a su vez es un factor de ajuste por el técnico de control. Seleccionamos para nuestro caso el color blanco para valores sean mayores 0 y menores que 0.20, color amarillo para valores que estén entre 0.20 y 0.40, color naranja claro para valores que están entre 0.40 y 0.60, color naranja oscuro para valores que están entre 0.60 y 0.80; y por último el color rojo para valores entre 0.80 y 1.

#### 4.4.2 Algoritmo de agrupamiento (Clusters).

Este algoritmo de agrupamiento es muy simple y su principal utilidad es la de reagrupar aquellos bloques o celdas en el mapa, en las que se presentan mayor número de variables correlacionadas de la matriz PSCI, hasta que queda una única variable. Este algoritmo se basa en dos pasos:

1. La identificación de variables pivote en cada etapa.
2. Extraer el bloque de variables que se correlacionan con una determinada variable.

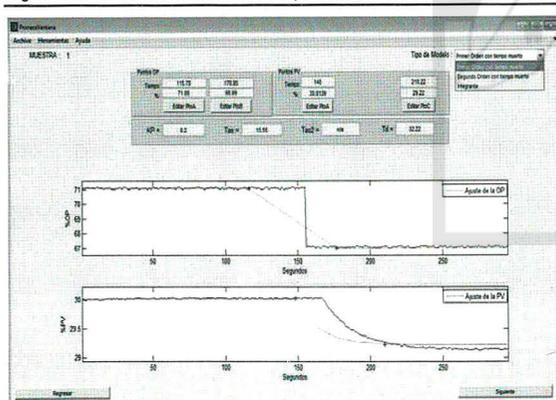
La variable pivote (en cada etapa) está definida como aquella variable que está fuertemente correlacionada con el número máximo de variables. Un aspecto clave es que el usuario puede seleccionar un umbral "c", que es el valor para denotar mínimo significativo del índice de correlación PSCI para aceptar una fuerte correlación [23].

Herramienta de sintonía de lazos de control

Otro aspecto importante que afecta el desempeño de los lazos de control es la mala sintonía, por lo que es necesario realizar la mejor sintonía posible, para ello es muy importante tener el modelo del proceso más fiable y adecuado. Por esto se desarrolló una herramienta de identificación de modelos por medio de los datos de lazo abierto.

Dicha herramienta es gráfica y la selección del modelo que mejor se ajusta al proceso, la realiza el técnico especializado en control, que conoce su proceso y sabe discriminar los disturbios que le pueden generar falsas dinámicas de proceso. En la Fig. 9 se muestra una captura de pantalla de la herramienta de identificación de modelos.

Fig. 9. Identificación de modelos de proceso



### III. RESULTADOS

#### *Detección de oscilaciones en Control de pH*

En aras de validar los métodos de detección de oscilaciones se procedió a realizar un análisis de los datos de un lazo de control de pH de jugo crudo, con una válvula de control como elemento final, en dicho válvula se realizó un acople mecánico entre un actuador y un cuerpo de válvula de diferente fabricante, y se tenía la sospecha que el desempeño de dicho lazo de control era deficiente debido a los trabajos realizados en dicha válvula, y claro está por su alta variabilidad aun con leves disturbios.

Se analizaron los datos de OP, PV y SP, realizando los cálculos de los índices de Regularidad, Razón de Decaimiento y índice de Forsman & Statin.

El PSD de este lazo de control mencionado se muestra en la Fig. 10. Se puede observar la presencia de una frecuencia dominante, lo cual es un indicador claro de la presencia de oscilaciones, se observa que dicha frecuencia es 0.0009 Hz, con lo cual se debería buscar una oscilación con una frecuencia muy cercana a esta. Por lo tanto procederemos a la búsqueda de oscilaciones.

Fig. 10. PSD de control de pH de jugo crudo

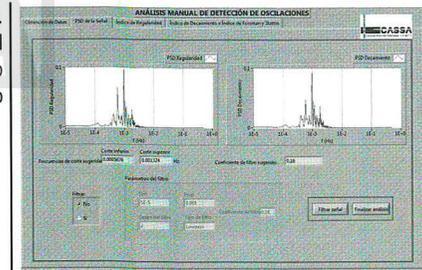
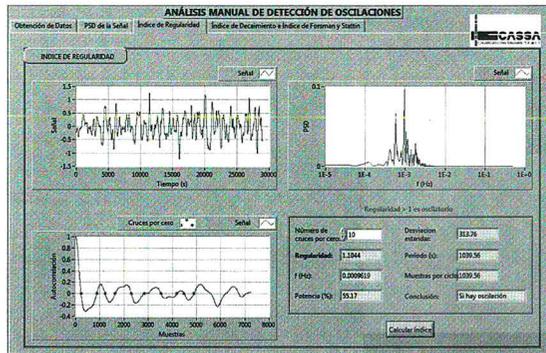


Fig. 11. Índice de Regularidad del control de pH de jugo crudo

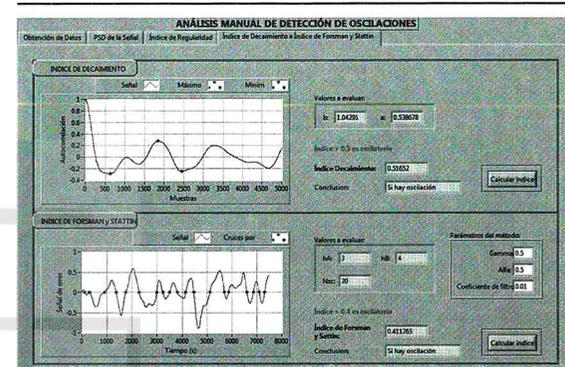


Obtenemos como resultado una regularidad de 1.10, lo cual nos indica la presencia de oscilaciones en el control de pH, con un periodo 1039 segundos, lo cual habíamos podido predecir a través del PSD de la señal, además es importante mencionar que el porcentaje de potencia contenida en el ancho de banda de 10 cruces por cero es de 55.17%, indicando que en gran medida la potencia de la señal está contenida en el componente de frecuencia de la oscilación detectada, observar Fig. 11.

Es importante recalcar que los análisis de regularidad es posible realizarlos con la señal del error y con la salida de control del lazo cerrado.

En la Fig. 12, se muestran los resultados del índice de Decaimiento y del índice de Forsman & Statin, con un resultado de 0.5165 para el índice de decaimiento, lo cual nos genera una conclusión de una señal oscilatoria y el índice de Forsman & Statin también concluye que existe oscilación, pero al no ser uniforme el patrón de la oscilación por disturbios de proceso el índice de Forsman & Statin puede generar falsos resultados.

Fig. 12. Índices de Decaimiento y Forsman &amp; Statin para el control de jugo crudo.



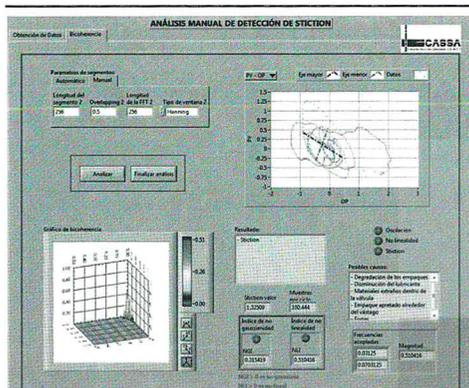
Debido a la presencia de oscilaciones se degrada el desempeño del lazo de control, por lo que es necesario determinar que está causando dichas oscilaciones, por lo tanto procedemos a determinar si son causadas por problemas en el actuador y específicamente por fricción en la válvula.

#### *Detección de fricción en válvula de pH de jugo crudo.*

Luego de determinar la presencia de oscilaciones en el lazo de control de pH, se debió examinar si estas oscilaciones las causaba un problema de stiction en la válvula de control, y se realizó un análisis de Bicoherencia.

En la Fig. 13 se muestran los resultados de la detección de fricción en la válvula. Por medio de la Bicoherencia se determinó la existencia de no Gaussianidad y No linealidad, y con un ajuste de la elipse en el gráfico OP-PV se determinó la existencia de stiction.

Fig. 13. Detección de Fricción Estática en la válvula de control.



Debido a que las pruebas se hicieron en época de mantenimiento solo se pudo verificar la presencia de no linealidades, por desgaste en el acople del eje de la válvula como se observa en la Fig. 14a y 14b.

Fig. 14. Detección de no linealidad:  
a) Acople desgastado b) Acople sin desgastar.

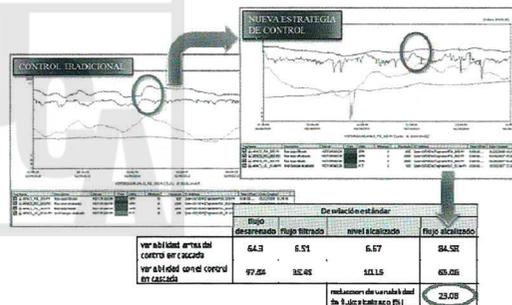


Mejoras por sintonía y estrategia en un lazo de control de Nivel y Flujo de jugo alcalizado.

A continuación se presentan los resultados de las mejoras realizadas en el control de flujo del jugo alcalizado utilizando herramientas de sintonía y estrategias de control en cascada. Con una nueva estrategia de control y una buena identificación del modelo del proceso es posible mejorar sustancialmente sin inversión adicional, realizando un cambio de control de nivel simple a un control de nivel por flujo en cascada, se produce una mejora significativa en variabilidad para el control de flujo, que es el importante para el proceso posterior.

Esto es posible porque los efectos de la variabilidad se transfieren al control de nivel que funciona como tanque buffer ante los disturbios, en la Fig. 15 y Fig. 16 se observan los resultados de las mejoras en el control de nivel y flujo de un tanque, y los lazos de control relacionados al proceso de alcalización.

Fig. 15. Cambios en el control de flujo de Jugo Alcalizado.



### Análisis de similitud de espectros por medio del PSCMAP.

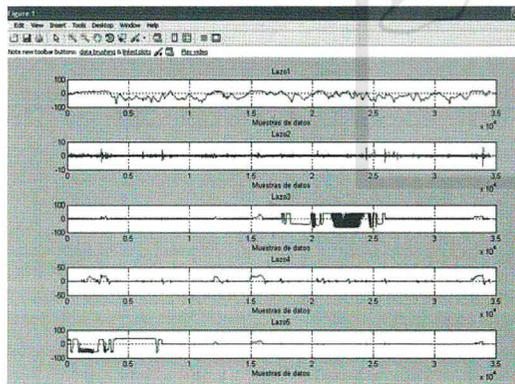
A continuación se presenta la herramienta PSCMAP; con el objetivo de la detección de similitud existente en cada forma espectral de las series de datos de los lazos de control, realizando los análisis al error de control. Este análisis se hizo para 19 lazos de control del área de evaporación del ingenio azucarero.

Se muestra la gráfica de la señal temporal de 5 de los lazos de control, recalcando que los 34,561 datos están muestreados a una tasa de 5 segundos.

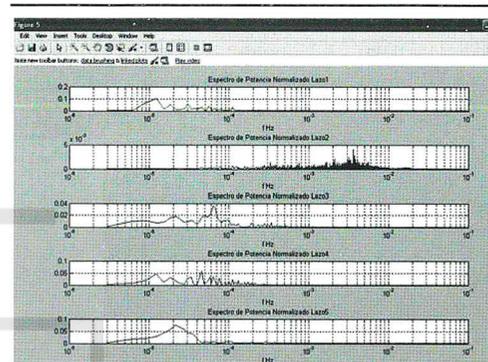
Fig. 16. Mejoras por cambio en la estrategia de control a un tanque buffer.

Comparación de desviación estándar de lazos de control involucrados			
Descripción	Control Tradición	Nuevo control	Reducción desviación estándar (%)
Flujo Jugo colado (Gal/min)	82.0	91.0	-10.9
Nivel Tanque Alcalizado (%)	8.5	10.9	-28.9
Flujo jugo alcalizado (Gal/min)	97.0	55.7	42.5
pH jugo alcalizado (pH)	0.13	0.07	46.2
Nivel Tanque Flash (%)	0.61	0.38	37.7
Flujo clarificador tipo SRI (Gal/min)	91.4	55.2	39.6
Flujo clarificador tipo DORR (Gal/min)	5.0	-4.1	16.7
Temperatura calentador rectificador (°F)	2.1	1.1	48.8
Promedio reducción:			38.6

Fig. 17. Gráficas de datos correspondientes a los primeros 5 lazos.

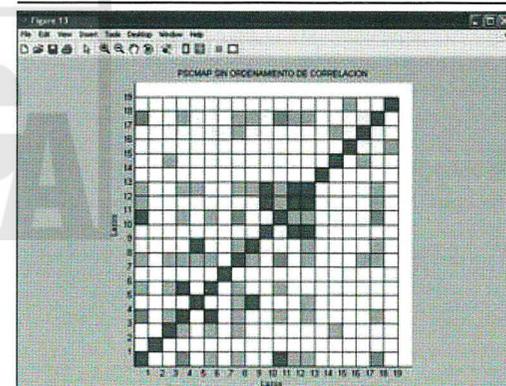


En la Fig. 18 se presentan los PSD de 5 señales del total de 19 PSD analizados.



En la Fig. 19 se presenta el PSCMAP de los 19 lazos de control correlacionados, sin realizar ningún agrupamiento.

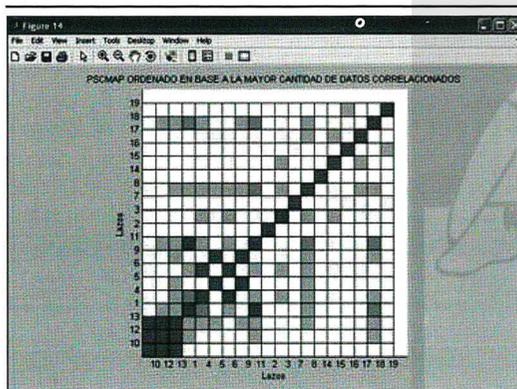
Fig. 19 PSCMAP1 sin ordenamiento de correlación.



En el mapa de la Fig. 19 podemos ver como los lazos están débilmente o fuertemente correlacionados entre sí, según sea su color indicativo en base al valor de PSCI. En el gráfico podemos concluir rápidamente que los lazos 10, 12 y 13 son los que presentan mayor índice de correlación.

Ahora bien para tener un mejor panorama o una mejor visión de cómo estos lazos están siendo de gran importancia en el detrimento del desempeño de la etapa de evaporación, es que se crea el agrupamiento de cada uno de ellos, quedando de la forma que se muestra en la Fig. 20.

Fig. 20. PSCMAP2 con ordenamiento de correlación.



En la Fig. 20 se puede notar el agrupamiento de aquellos lazos que tiene un mayor PSCI. Teniendo entre ellos una característica clara de similitud de sus espectros de potencia y una interacción entre lazos por efectos de oscilaciones.

## IV. CONCLUSIONES

El trabajo en conjunto de la industria y las instituciones académicas se ha convertido en una necesidad actual, debido a la complejidad de cálculo encontrada en las herramientas de optimización. En estas investigaciones ha sido fundamental esta relación entre ambas instituciones, trabajo que se ha desarrollado en 3 años y que continuara con expectativas de mejorar las herramientas ya existentes y desarrollar nuevas técnicas de optimización, y técnicas enfocadas al mantenimiento predictivo de los lazos de control.

Con una reducción de la variabilidad en pH de jugo claro de 0.4 pH a 0.2 pH y una molida diaria de 12,500 toneladas de caña, se obtiene un incremento de la producción de azúcar debido a que se reduce la inversión de sacarosa, que dependiendo del precio de venta, puede ascender a \$25,000.00 por zafra. Todo esto sin necesidad de una inversión adicional, únicamente detectando oscilaciones, sintonizando adecuadamente los lazos de control y detectando de forma predictiva problemas de stiction en válvulas de control. Los cual se facilita con las herramientas que se han desarrollado en conjunto con la academia.

## V. REFERENCIAS

- [1] Choudhury, M.S., S.L.Shah, y N.F.Thornhill [2008] Diagnosis of Process Nonlinearities and Valve Stiction. Editorial Springer, Estados Unidos.
- [2] Choudhury, M.A.A.S., N.F. Thornhill, y S.L. Shah.[2005] Modelling valve stiction. Control Engineering Practice, 13,641–658.
- [3] Fackrell, Bispectral Analysis of Speech Signals [1996, p. Anexo A].
- [4] Kayihan A, y F. Doyle [2000] Friction compensation for a process control valve. Control Engineering Practice,8,799-812.
- [5] Kim Y.C. y E.J. Powers [1979] Digital bispectral analysis and its applications to nonlinear wave interactions. IEEE-trans. Plasma Sci. 2, 120–131.



- [6] Rao, T.S. y M.M. Gabr [1980] A test for linearity and stationarity of time series. *Journal of Time Series Analysis* 1, 145–158.
- [7] Box, Jenkins, Reinsel [1994] *Time Series Analysis: Forecasting and Control* Prentice-Hall, New Jersey, Estados Unidos.
- [8] Forsman, Stattin, A new criterion for detecting oscillations in control loops, *Proceedings of the European Control Conference*, Karlsruhe, Germany; 1999.
- [9] Freund, *Mathematical Statistics*; segunda edición, Editorial Prentice Hall, New Jersey, Estados Unidos; 1971.
- [10] T. Häggglund, A control-loop performance monitor, *Control Engineering Practice*, 3; 1995; p. 1543–1551.
- [11] Jelali, Huang, *Detection and Diagnosis of Stiction in Control Loops - State of the Art and Advanced Methods*, Editorial Springer-Verlag, Londres, Reino Unido; 2010.
- [12] Miao, Seborg, Automatic detection of excessively oscillatory feedback control loops, *Proceedings IEEE International Conference on Control Applications*, Hawaii; 1999; p. 359–364.
- [13] Shinsky, How Good Are Our Controllers in Absolute Performance and Robustness, *Measurement & Control*, 23; 1990; p. 114-120.
- [14] Thornhill, Huang, Zhang, Detection of multiple oscillations in control loops, *Journal of Process Control*, 13; 2003; p. 91–100.
- [15] K. Astrom and T. Häggglund, *PID Controllers: Theory, Design, and Tuning*; Segunda edición, Instrument Society of America. Research Triangle Park; Unites States of America.
- [16] Tina Miao, Dale Seborg, Automatic Detection of Excessively Oscillatory Feedback Control Loops, US Patent, Patent number 5,719,788; Feb, 1998.
- [17] D. Flamenco, E. Ayala, M. Zepeda. [2010] Detección de Oscilaciones en los Lazos de Control de la Planta Industrial de un Ingenio Azucarero. *IEEE Concapan*.
- [18] T. Villalobos, D. Flamenco. [2011] Detección de oscilaciones en los lazos de control de un ingenio azucarero. UCA.
- [19] A. Gil, T. Nochez, J. Portillo, D. Flamenco [2011] Control automático avanzado: Métodos de evaluación de lazos de control para detectar oscilaciones y fricción en válvulas. UCA
- [20] M. A. A. S. Choudhury, S. L. Shah N. F. Thornhill [2004] Detection and quantification of control valve stiction.
- [21] M. A. A. S. Choudhury, S. L. Shah N. F. Thornhill [2004] *Modelling Valve Stiction*
- [22] *Multivariable System Identification for Process Control*; Zhu; Editorial Elsevier, Oxford, Reino Unido; 2001
- [23] A.K. Tangirala, S.L. Shah, N.F. Thornhill [2005] PSCMAP: A new tool for plant-wide oscillation detection

## VI. BIOGRAFÍAS.

**Giovanni Molina Arriaza:** nacido en San Salvador, El Salvador, El 16 de marzo de 1978. Con estudios superiores en la Universidad Centroamérica “José Simeón Cañas” UCA. Ingeniero electricista de profesión, graduado en el año 2005. Labora actualmente como jefe de instrumentación y automatización en grupo CASSA.

**David Armando Flamenco Amador:** nacido en Santa Ana, Santa Ana, El Salvador, El 26 de abril de 1985. Con estudios superiores en la Universidad Centroamérica “José Simeón Cañas” UCA, becario de la “Presidencia de la República”. Primer lugar de su promoción. Ingeniero eléctrico de profesión, graduado en el año 2010, y laborando como catedrático de la Universidad Centroamericana en la carrera de Ing. Eléctrica, impartiendo clases a partir de ese mismo año, en el área de Automatización y Electrónica. Posteriormente en 2012 laborando en la Industria Azucarera en el área de Automatización de la Central Azucarera Izalco, en Sonsonate.