

# Enhanced Extremum Seeking Algorithm for SOFC optimization

**JOSÉ FIGUEROA, CHRISTIAN SCHMIDT, SILVINA BIAGIOLA**

INSTITUTO DE INV. EN ING. ELÉCTRICA “ALFREDO DESAGES” (IIIE)

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR (UNS)-CONICET

8000 BAHÍA BLANCA, ARGENTINA

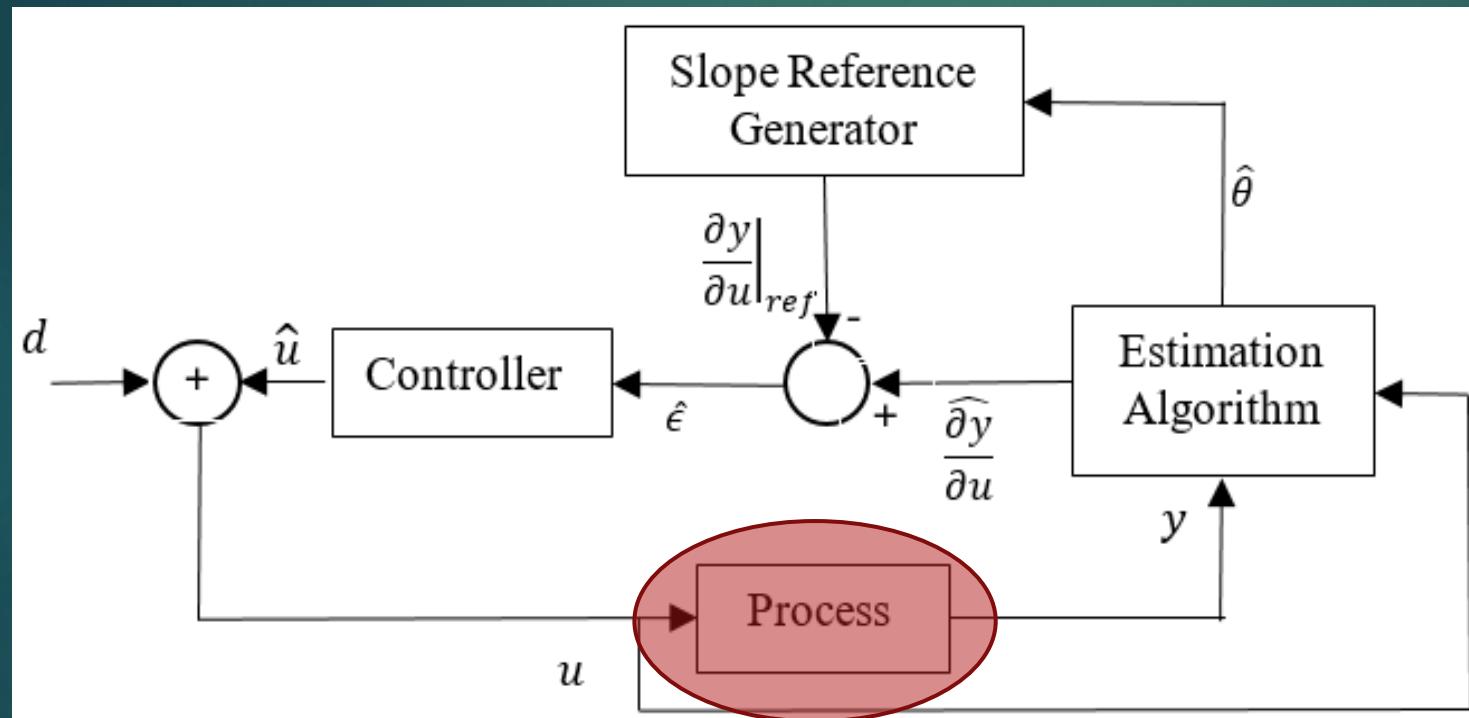
# Motivación

- Existe mucho interés en las celdas de combustible.
- La operación óptima de estos dispositivos requiere la elección de un algoritmo de control adecuado.
- Para relajar los procesos de modelado y estimación de parámetros se han propuesto enfoques de control libres de modelos.
- En particular el **Control por búsqueda de extremos** (Extremum-Seeking Control, ESC) es una alternativa posible.
- ESC requiere poca información del proceso.

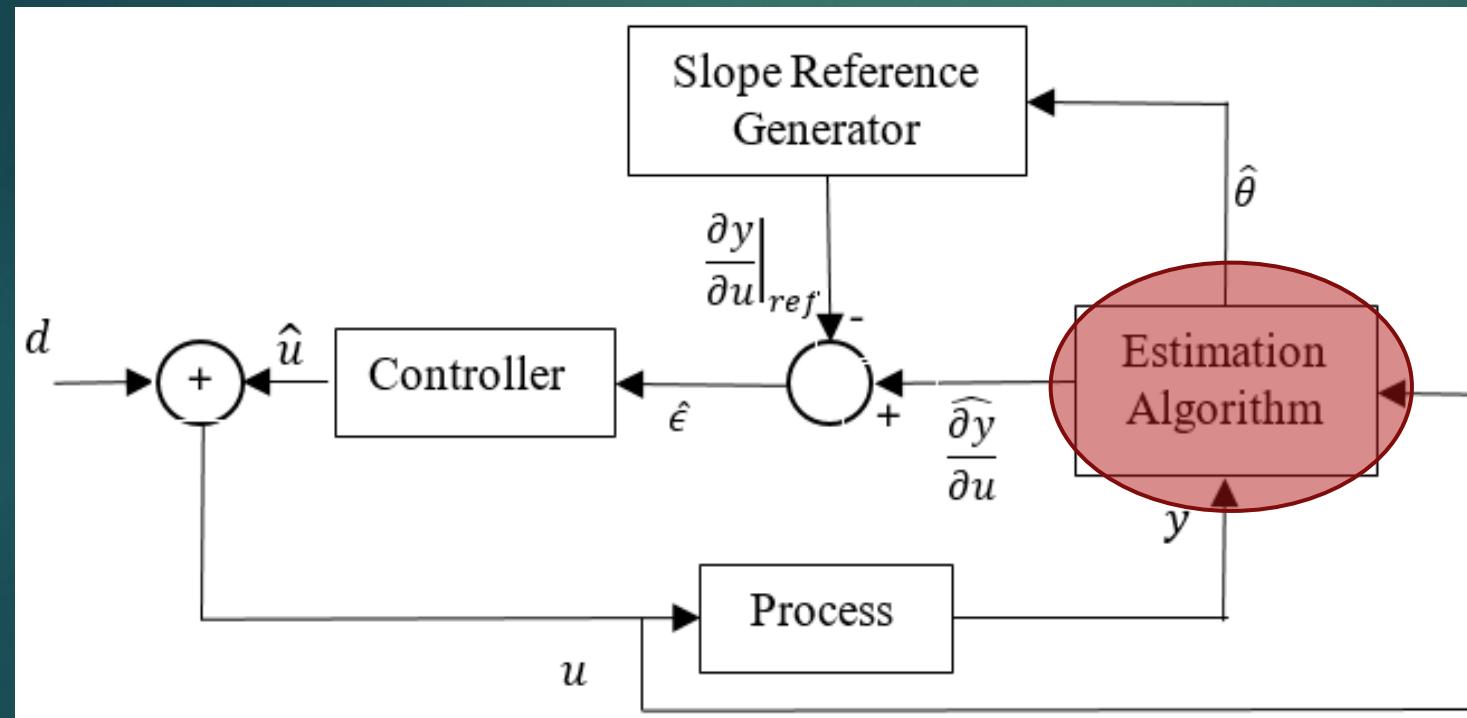
# Formulación del problema

- ESC es un esquema de control que puede resultar de interés cuando es necesario operar un sistema complejo en la cercanía de un óptimo, aún cuando este punto no es conocido de antemano.
- En general este es un esquema adaptivo que realiza una optimización requiriendo muy poca información del proceso.

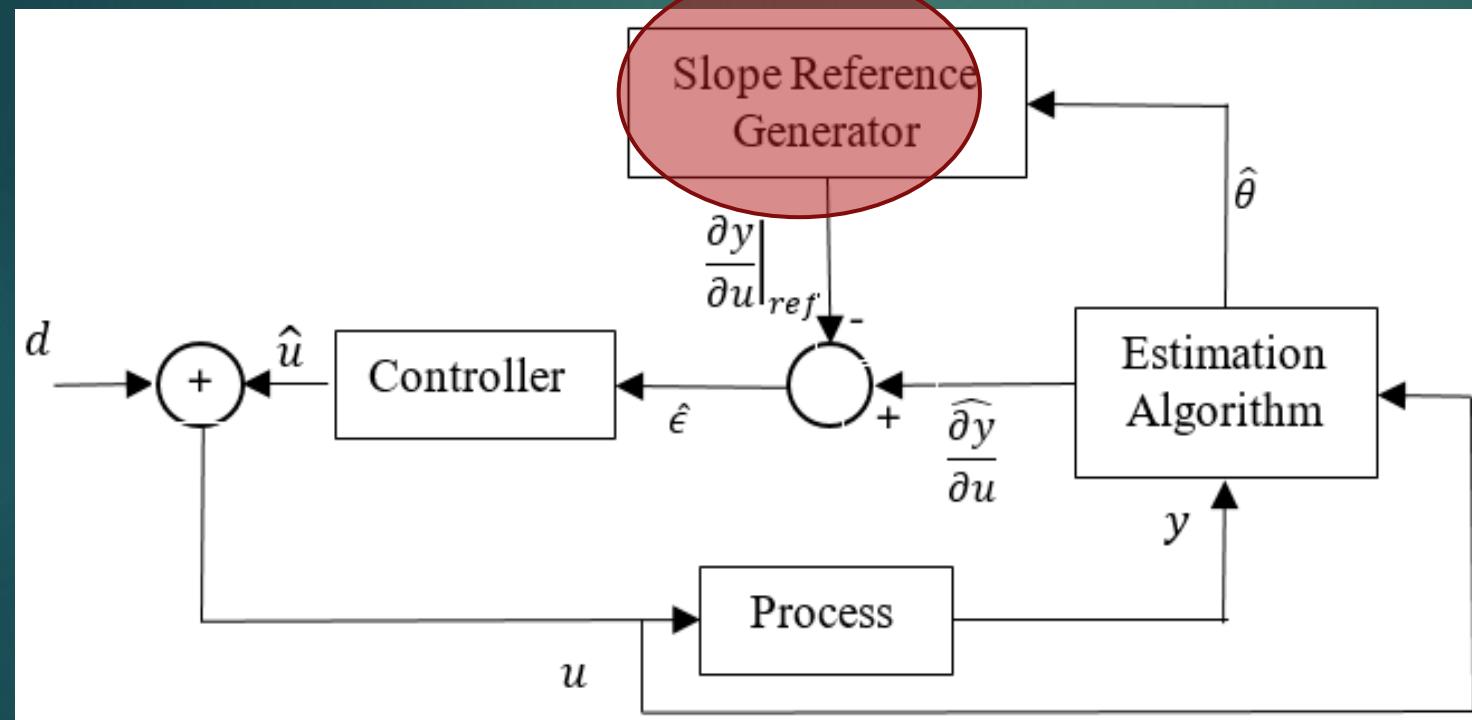
Feudjio Letchindjio y col. (2019) propusieron un esquema ESC con cuatro particularidades ...



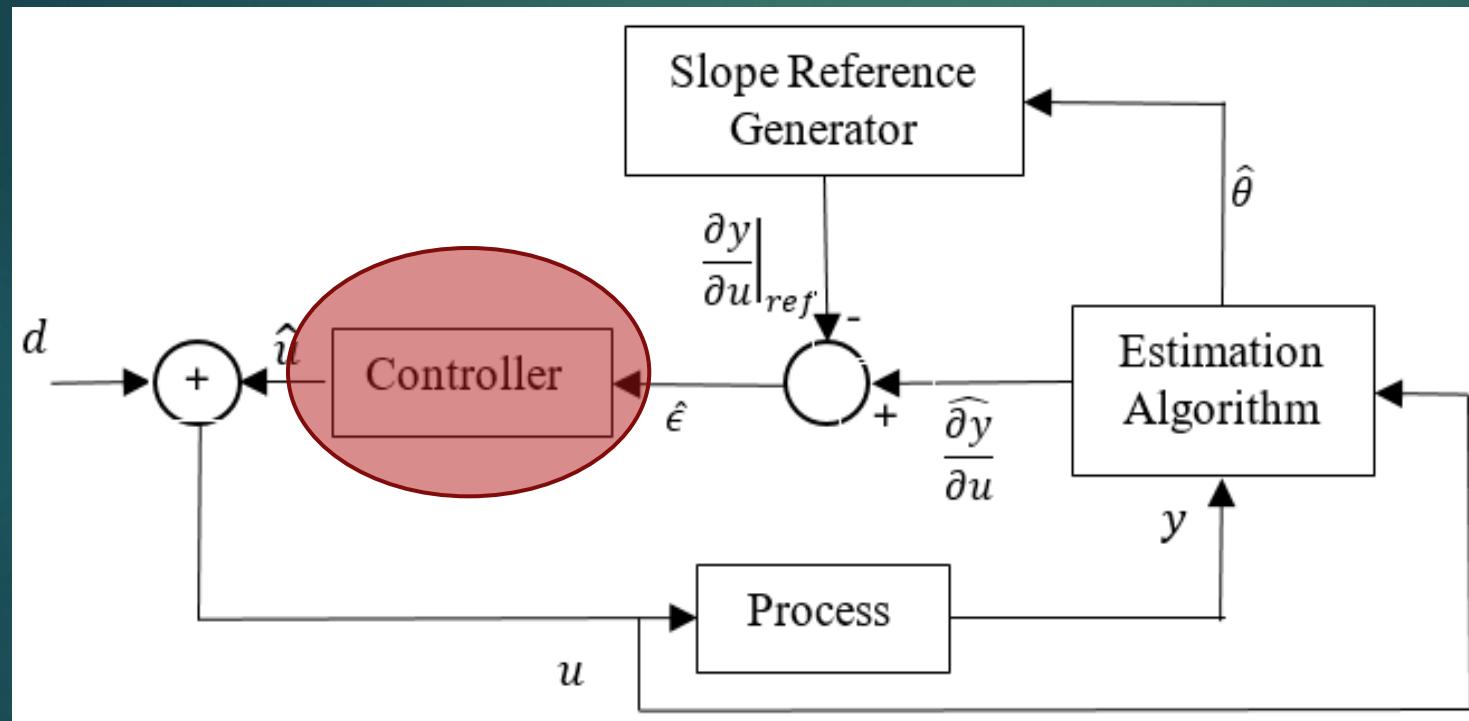
- a) Se assume que el proceso tiene una dinámica que se puede aproximar por modelos orientados a bloques en la vecindad del punto operativo



b) Se dispone de un estimador recursivo para identificar los parámetros del modelo estacionario y el gradiente de la función objetivo con respecto de las entradas de control

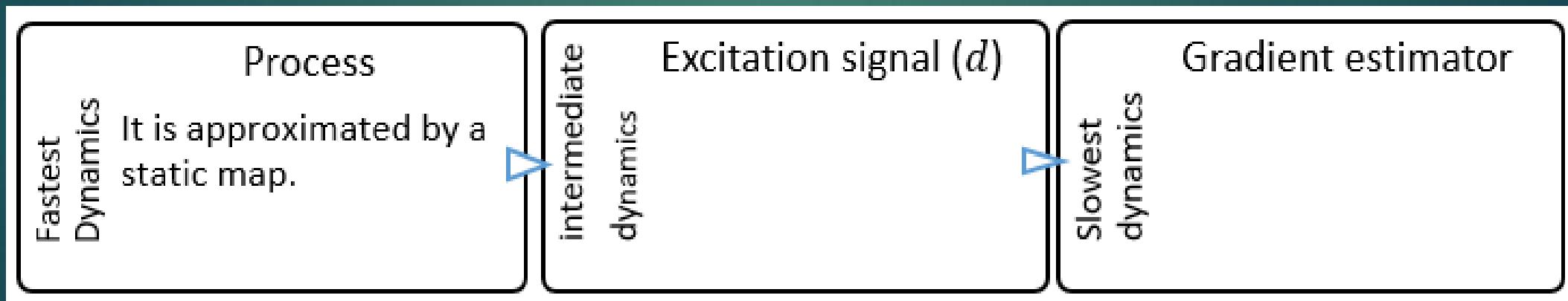


c) Se utiliza un generador de pendientes de referencia, que es utilizado para convertir el set point deseado en un conjunto de gradientes de referencia,



d) Un controlador que calcula los movimientos de la variable manipulada para llevar al gradiente estimado al gradiente de la referencia.

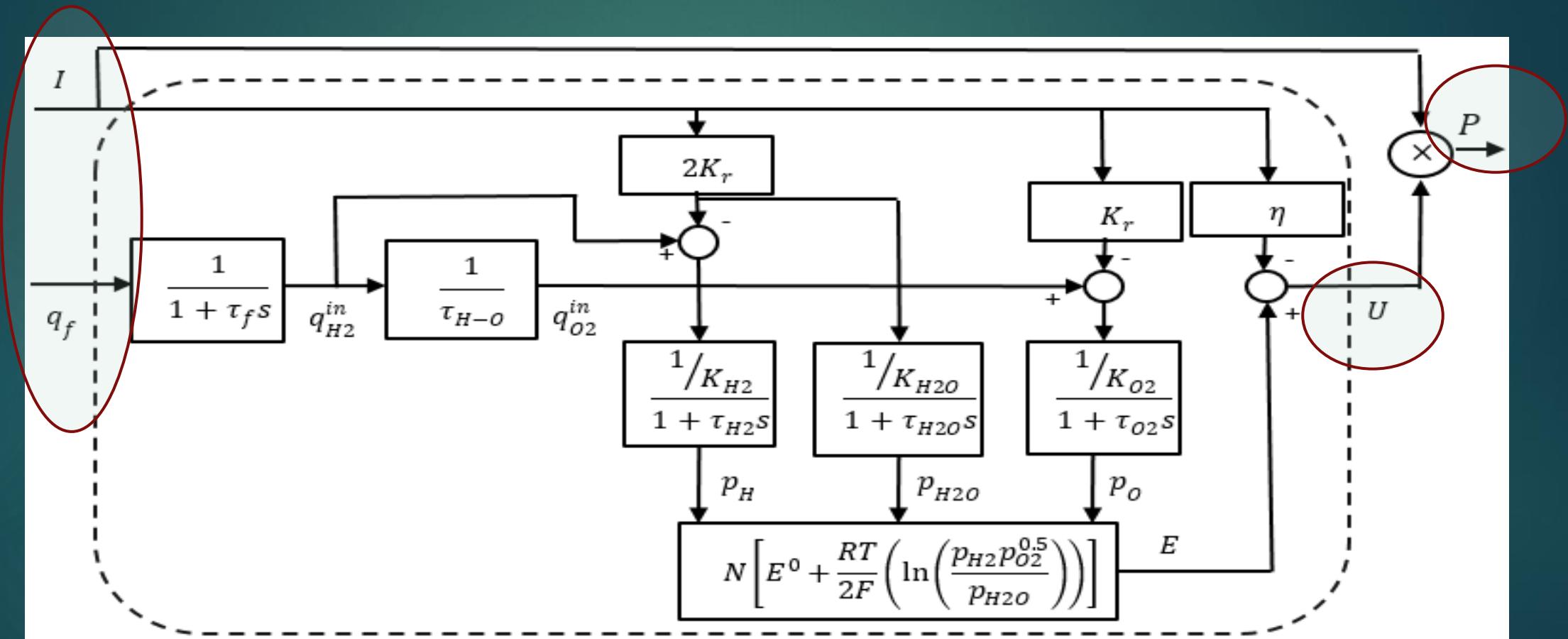
Si bien este esquema presenta un buen comportamiento, permanece una limitación respecto de las escalas de separación de las constants de tiempo, que se convierte en la mayor limitación y causa lentitud en convergencia



# Contribución

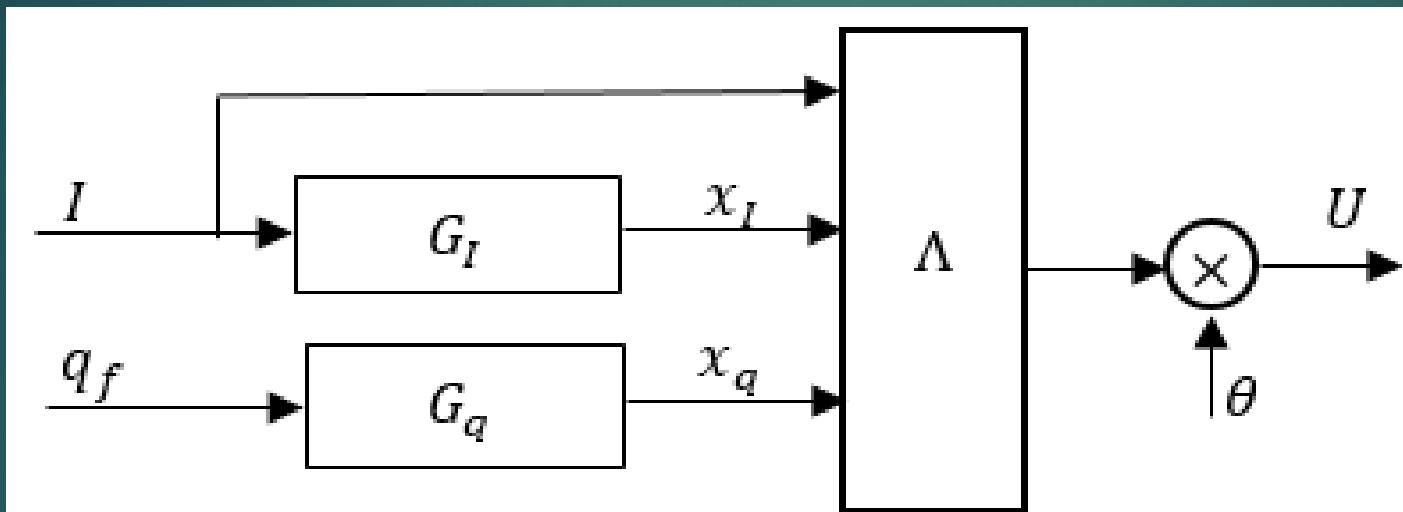
- Se propone e identifica un modelo computacionalmente eficiente.
- Se incorpora un modelo de seguimiento para seguir la variación en los parámetros mediante un algoritmo de mínimos cuadrados (estimador basado en el gradiente).
- Se dispone de una expression exacta del gradiente de la potencia con respecto de las variables manipuladas.
- Los parámetros identificados del modelo se usan para iterar en el proceso de optimización.

# Celda de Combustible



# Estrategia propuesta: Modelo

$$G_I(s) = \frac{1}{300(26s + 1)}$$



$$G_Q(s) = \frac{1}{0.8(26s + 1)}$$

$$\Lambda(x_I, x_q, I) = \begin{bmatrix} 1 \\ x_I \\ x_q \\ x_I^2 \\ x_I x_q \\ x_q^2 \\ x_I^3 \\ x_I^2 x_q \\ x_I x_q^2 \\ x_q^3 \\ I \end{bmatrix}$$

$$\tilde{U} = \theta^T \Lambda(x_I, x_q, I)$$

# Estrategia propuesta: Identificación

Aprovechando la dependencia lineal de la salida con los parámetros, proponemos usar un LMS, pues permite ajustar la velocidad de convergencia con un simple parámetro.

- En el tiempo  $k$ , con los datos de entrada  $\tilde{I}(k)$  y  $\tilde{q}_f(k)$
- Adaptamos los estados:

$$x_I(k), \tilde{I}(k) \xrightarrow{G_I(s)} x_I(k+1), x_q(k), \tilde{q}_f(k) \xrightarrow{G_q(s)} x_q(k+1)$$

- El error es

$$e(k+1) = U(k+1) - \theta(k)^T \Lambda(x_I(k+1), x_q(k+1), I(k))$$

- Y la actualización de los parámetros es

$$\theta(k+1) = \theta(k) - 2\mu_{lms} e(k+1) \times \Lambda(x_I(k+1), x_q(k+1), I(k))$$

Al sistema se aplica una excitación externa  $d = [d_I \quad d_q]^T$  que es generada por dos señales aleatorias con distribución uniforme para asegurar que tenemos suficiente información del estado de la celda.

# Estrategia propuesta: Generación de la pendiente de referencia

Para estimar el gradiente del estado estacionario utilizamos los parámetros estimados y el conocimiento de la estructura del modelo.

$$\frac{dU}{dI} = \theta^T \frac{\partial \Lambda}{\partial x_I^{ss}} \frac{\partial x_I^{ss}}{\partial I} + \theta^T \frac{\partial \Lambda}{\partial x_q^{ss}} \frac{\partial x_q^{ss}}{\partial I} + \theta^T \frac{\partial \Lambda}{\partial I} = \theta^T \left\{ \frac{\partial \Lambda}{\partial x_I^{ss}} \times \frac{1}{300} + \frac{\partial \Lambda}{\partial x_q^{ss}} \times 0 + \frac{\partial \Lambda}{\partial I} \right\}$$
$$\frac{dU}{dq_f} = \theta^T \frac{\partial \Lambda}{\partial x_I^{ss}} \frac{\partial x_I^{ss}}{\partial q} + \theta^T \frac{\partial \Lambda}{\partial x_q^{ss}} \frac{\partial x_q^{ss}}{\partial q} = \theta^T \left\{ \frac{\partial \Lambda}{\partial x_I^{ss}} \times 0 + \frac{\partial \Lambda}{\partial x_q^{ss}} \times \frac{1}{0.08} \right\}$$

Por ultimo el gradiente de la potencia es

$$\frac{dP}{dI} = \frac{d(UI)}{dI} = I \frac{dU}{dI} + U = \theta^T \left\{ \frac{\partial \Lambda}{\partial x_I^{ss}} \times \frac{1}{300} + \frac{\partial \Lambda}{\partial I} + \frac{\partial \Lambda}{\partial I} \right\} I + U,$$

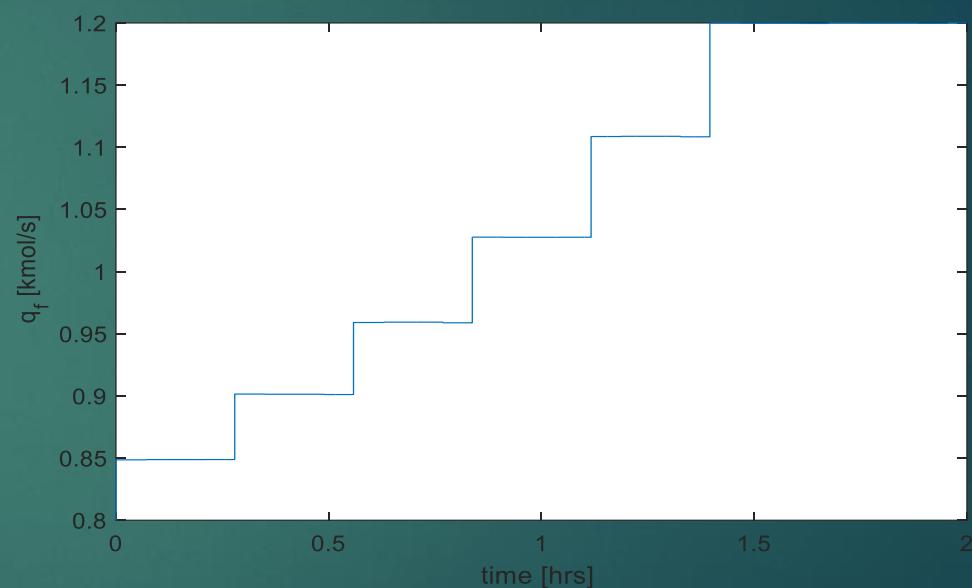
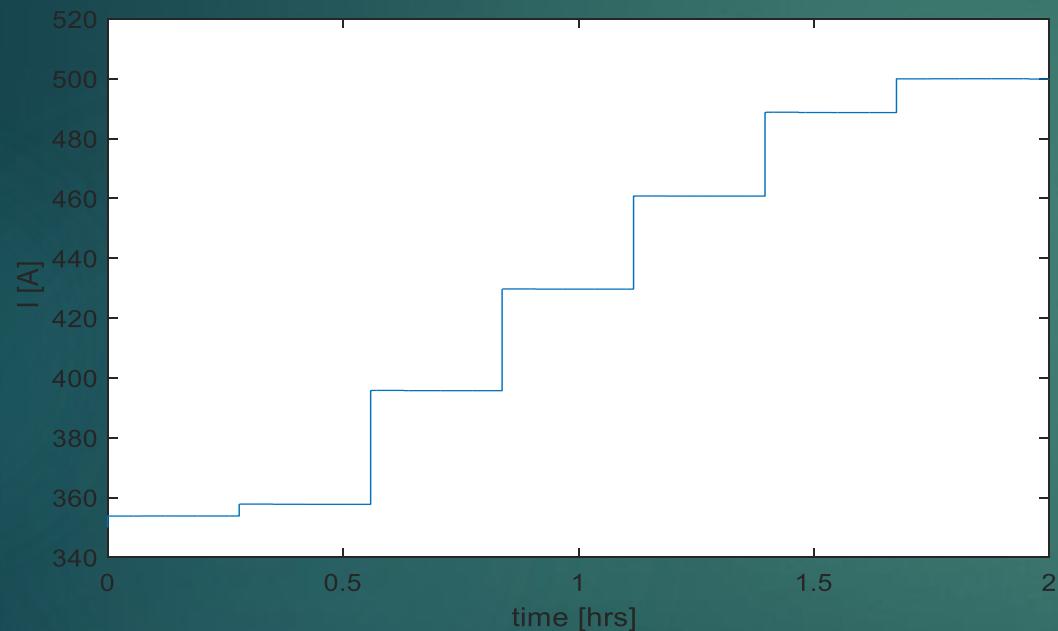
$$\frac{dP}{dq_f} = \frac{d(UI)}{dq_f} = I \frac{dU}{dq_f} = \frac{\partial \Lambda}{\partial x_q^{ss}} \times \frac{1}{0.08} \times I.$$

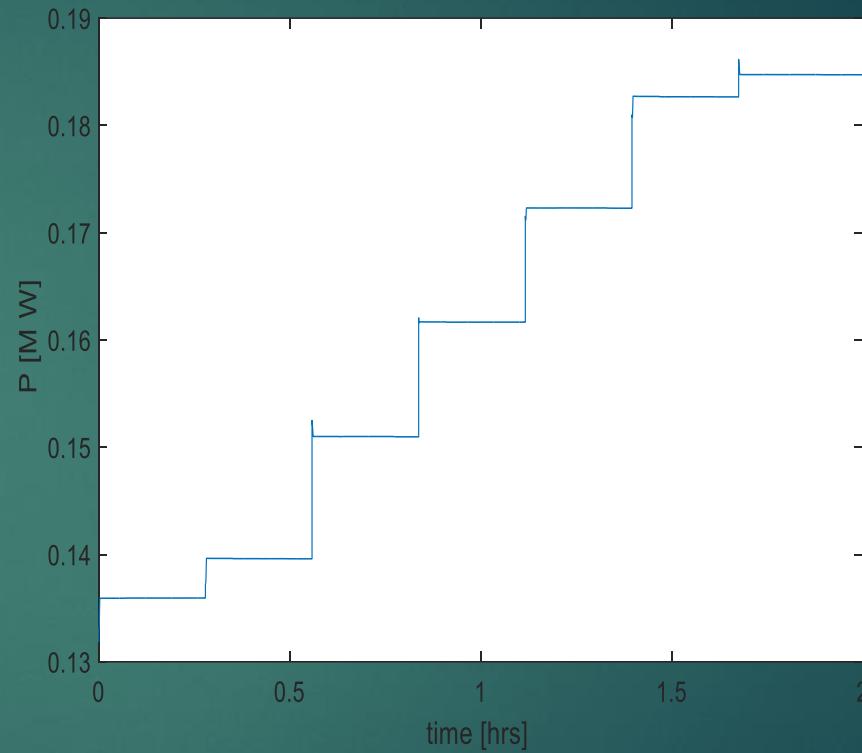
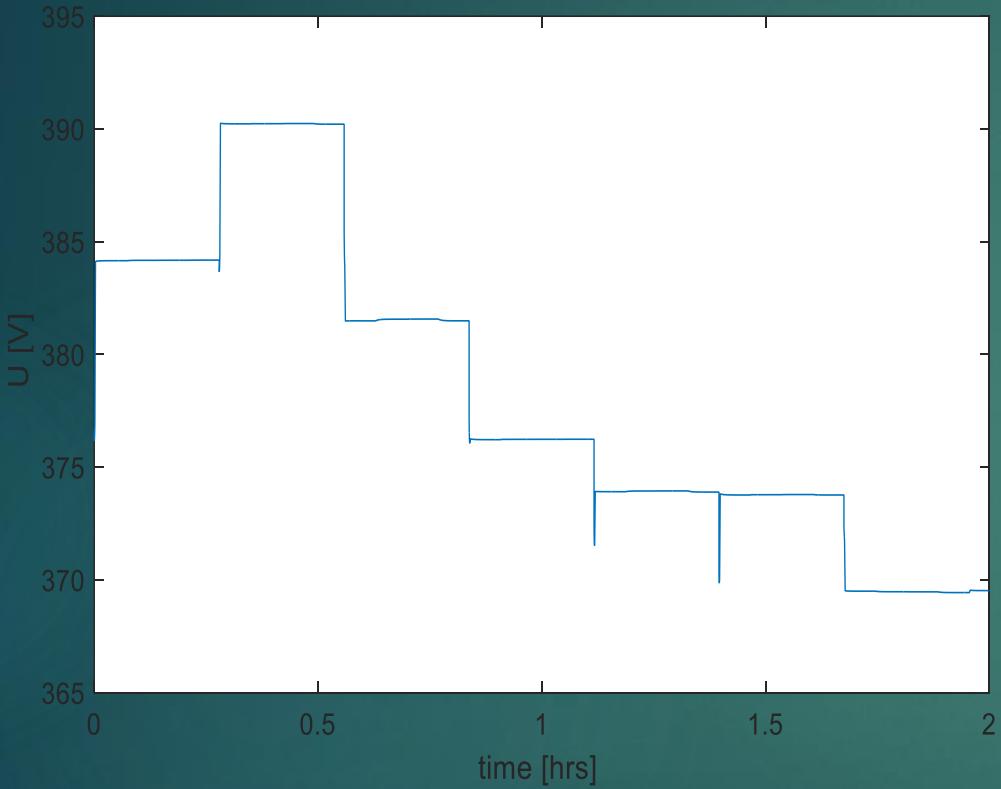
# Estrategia propuesta: Controlador

$$\hat{u}(k+1) = \begin{bmatrix} \hat{I}(k+1) \\ \hat{q}_f(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{I}(k) \\ \hat{q}_f(k) \end{bmatrix} + T_s \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_I \frac{dP}{dI} \\ \boldsymbol{\mu}_q \frac{dP}{dq_f} \end{bmatrix}$$

Una vez que los nuevos controles son aplicados, es necesario esperar que se alcance el nuevo estado estacionario antes de realizar un nuevo ajuste.

# Resultados





# Conclusiones

- Se propuso un algoritmo para la optimización en tiempo real de una celda de combustible.
- Es necesario que se satisfaga la condición de separación de constantes de tiempo, eso nos llevó a la elección de varias de las características de esta propuesta.
- Este esquema no se limita a esta aplicación.
- Un punto a resolver es considerar la robustez del algoritmo respecto a los parámetros de sintonía y la incorporación de restricciones activas.