

Control avanzado basado en ideas de control predictivo para la producción de hidrógeno mediante electrólisis

A. Serna^{1,2*}, F. Tadeo¹, J.E. Normey-Rico²

¹Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Valladolid, C/Doctor Mergelina, s/n, 47011, Valladolid, España.

²Departamento de Automação e Sistemas, Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Trindade, R. Delfino Conti 88040-900, Florianópolis, Brasil

Resumen

Este proyecto de tesis propone un Sistema de Gestión de Energía (EMS) para equilibrar la producción de energías renovables con su consumo en un conjunto de unidades de electrólisis basado en ideas de Modelo de Control Predictivo (MPC). Este EMS regula el punto de operación para cada electrolizador y sus conexiones y desconexiones usando un algoritmo de Programación-Cuadrática-Mixta-Entera (MIQP). Un caso de estudio se muestra para una instalación compuesta por fuentes de energía provenientes del viento y de las olas de mar y un conjunto de 3 electrolizadores. Se ha validado usando datos meteorológicos en una localización concreta y se ha comprobado un funcionamiento correcto del EMS propuesto.

Palabras Clave:

Hidrógeno, Energía renovable, Control predictivo, Energías marinas, Modelado.

1. Introducción

El hidrógeno ofrece grandes ventajas respecto otros portadores de energía (Babable *et al.*, 2013), como por ejemplo puede ser producido a partir de energías renovables (Serna *et al.*, 2014). Diferentes fuentes de energías renovables han sido estudiadas para la electrólisis, como el viento (Andrews *et al.*, 2012), olas (Serna *et al.*, 2014) y energía solar (Martínez *et al.*, 2012); la factibilidad de estas fuentes para producir hidrógeno ha sido demostrada, teniendo como mayor inconveniente su variabilidad (Joshi *et al.*, 2011). Fuentes híbridas han sido propuestas para solucionar el problema de esta variabilidad (Serna *et al.*, 2015).

La electrólisis es una técnica ampliamente estudiada y disponible en el mercado que puede operar intermitentemente produciendo grandes volúmenes de hidrógeno, sin gases de efecto invernadero, si la electricidad es suministrada por fuentes de energía renovables. Existen diferentes tecnologías de electrólisis con futuro (Serna *et al.*, 2014), tales como electrólisis mediante polímeros (PEMEC), células alcalinas y electrólisis de óxido sólido (SOEC). Todas ellos son capaces de generar hidrógeno con una pureza mayor del 99,97%, la cual es la calidad usada en la industria de automoción (Petersen *et al.*, 2012). La clase de electrolizadores usados

aquí son Electrolizadores Alcalinos, más precisamente de alta presión y Electrolizadores Alcalinos de temperatura, ya que están disponibles en los niveles de potencia requeridos (sobre MW) que hacen la tecnología eficiente en el coste para esta aplicación. Ver (Ganley *et al.*, 2004) para más detalles.

En este Sistema de Gestión de Energía propuesto, el consumo de energía se adapta la energía disponible mediante la conexión o desconexión de unidades de electrólisis regulando los puntos de operación de los equipos que están conectados, por lo tanto sigue una aproximación de red inteligente (Smart Grid) para la micro-red local (Serna *et al.*, 2014). Comparado con propuestas previas (Serna *et al.*, 2014), este artículo se concentra en el uso de un sistema de control avanzado para maximizar la producción y reducir el número de conexiones/desconexiones (con el fin de mejorar el uso de los electrolizadores). El EMS propuesto está basado en ideas de Modelo de Control Predictivo. El Modelo de Control Predictivo (MPC) ha ganado popularidad en la industria desde los años 90 y está siendo cada vez más investigado por teóricos e investigadores en control (Camacho *et al.*, 2013). Además, la aproximación propuesta hace posible a los operadores del sistema saber la producción estimada y, por lo tanto, catalogar operaciones de mantenimiento predictivo-

* Autor en correspondencia: Álvaro Serna (alvaro.serna@autom.uva.es).

Fernando Tadeo (fernando@autom.uva.es). J.E Normey-Rico (julio.normey@ufsc.br)

preventivo en las unidades de electrólisis. Para simplificar, en este trabajo toda la energía producida es totalmente usada (no hay almacenamiento ni se consideran fuentes), así que el resultado puede utilizarse para la mayoría de situaciones en las que solamente se usa el exceso de energía proveniente de fuentes renovables (Gutiérrez-Martín *et al.*, 2010).

Una versión preliminar de esta propuesta fue presentada en Serna *et al.*, 2015) y ha sido completamente desarrollada y detallada aquí usando predicciones meteorológicas. Además, un modelo no-lineal con variables discretas y continuas luego será modificado en un MIQP (Programación Cuadrática Mixta-Entera).

El resto del artículo se organiza según lo siguiente: la Sección II presenta la instalación y resume ideas del MPC. El EMS propuesto es presentado en la Sección III. La sección IV presenta el caso de estudio usado y su validación usando datos medidos para una localización concreta. Algunas conclusiones se presentan al final del artículo.

2. Descripción del proceso

La Fig. 1 presenta los componentes de la planta propuesta de hidrógeno. Las fuentes de energía renovables (viento y olas) suministran energía al proceso. El EMS tiene como objetivo adaptar la producción de hidrógeno a la energía disponible usando los grados de libertad de sistema de control de tal modo que la producción es maximizada sin degradar las unidades de electrólisis.

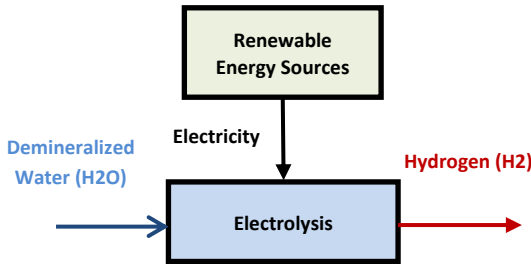


Figura 1: Esquema general de la planta de electrólisis.

2.1 Variables manipuladas

Las variables manipuladas son los puntos de operación de cada electrolizador. Son definidos mediante $\alpha_i(k)$ donde:

- Es 0 si el electrolizador está desconectado.
- Toma valores entre $[\underline{\alpha}_i \ \bar{\alpha}_i]$ si está desconectado, $\underline{\alpha}_i > 0$ y $\bar{\alpha}_i < 1$.

Además, se usan variables binarias $\delta_i(k) \in \{0,1\}$ donde 0 corresponde al electrolizador desconectado y 1 al conectado.

2.2 Modelo de variables de control

El modelo de los electrolizadores se representa mediante las siguientes ecuaciones:

$$\hat{H}_i(k) = \frac{\hat{\alpha}_i(k) \cdot \hat{\delta}_i(k)}{a \cdot \hat{\alpha}_i(k) + b} \cdot \bar{P}_i \quad (1)$$

$$\hat{P}_i(k) = \bar{P}_i \cdot \hat{\alpha}_i(k) \cdot \hat{\delta}_i(k) \quad (2)$$

Donde las ecuaciones $\hat{P}_i(k)$ y $\hat{H}_i(k)$ son las variables de control del electrolizador i : $\hat{P}_i(k)$ es la potencia predicha de cada electrolizador en cada tiempo k y \bar{P}_i es su máxima potencia, mientras que $\hat{H}_i(k)$ es la producción de hidrógeno predicha para cada tiempo de muestreo. Los parámetros a_i , b_i y \bar{P}_i se usan para definir el rendimiento del equipo, esto es, la relación entre la potencia consumida y su producción. La Fig 2. Muestra la producción de hidrógeno de los electrolizadores como función del punto de operación para los dos tipos de electrolizadores que serán presentados en la Sección IV.

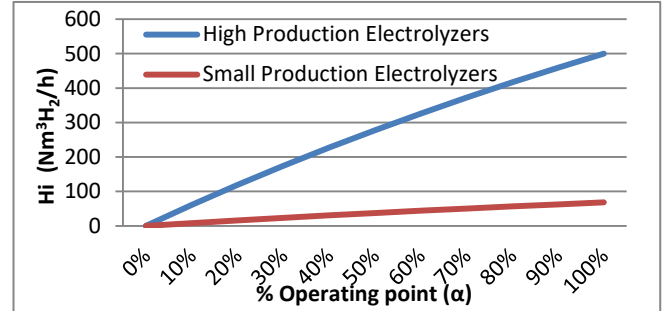


Figura 2: Producción de hidrógeno de los electrolizadores.

2.3 Modelo de Control Predictivo

La principal ventaja del MPC respecto de otras técnicas es el hecho de que toma explícitamente en cuenta especificaciones y restricciones del problema (Khalid *et al.*, 2010). Los principales elementos en un MPC son la función objetivo a minimizar, el modelo usado para calcular las predicciones de las variables de control, la definición de las restricciones del proceso y el método aplicado para resolver el problema de optimización (Camacho *et al.*, 2013). La Fig.3 muestra el esquema del MPC; donde el bloque de optimización recibe información a partir del bloque del modelo el cual es responsable de calcular las predicciones de la salida de la planta en un horizonte definido. Este modelo también usa las entradas y salidas actuales y pasadas con el objetivo de actualizar las predicciones a cada tiempo de muestreo a los largo de un horizonte de predicción llamado N . En el bloque de optimización, un conjunto de restricciones son consideradas así como también las referencias futuras de la salida del proceso. El MPC usa una estrategia de horizonte móvil, por lo tanto aunque las acciones de control sean calculadas en el bloque de optimización, sólo la primera acción de control de la secuencia es aplicada. El procedimiento es repetido para el siguiente tiempo de muestreo (Camacho *et al.*, 2013).

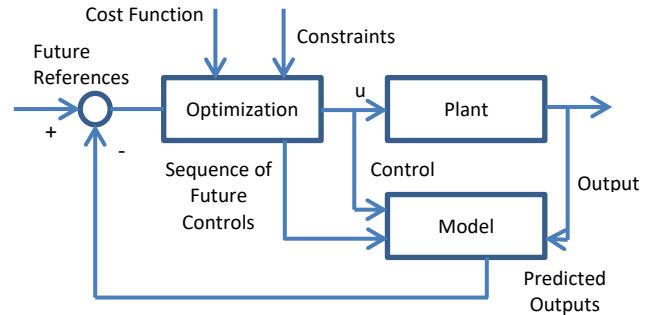


Figura 3: Esquema del Modelo de Control Predictivo.

3. Sistema de gestión de energía propuesto

Como ha sido mencionado en la Sección I, han sido seleccionados diferentes electrolizadores alcalinos para operar en la plataforma en alta mar. Diferentes tipos de electrolizadores alcalinos (de pequeña producción y de alta producción) son modelados en este artículo siendo n el número de equipos. En estos modelos, k representa el tiempo discreto en tiempo de muestreo (se toma 1 hora) y el prefijo i es usado para identificar cada equipo.

3.1 Objetivos de control

El MPC propuesto tiende a maximizar la producción de hidrógeno tomando en cuenta la limitación en la potencia disponible y las restricciones de operación. Los tres objetivos pueden ser definidos de esta manera:

O1 Para maximizar la producción de hidrógeno, la diferencia entre el valor de la predicción para cada electrolizador y su valor máximo se minimiza para todos los electrolizadores a lo largo de un horizonte de predicción.

O2 Para maximizar la operación de los electrolizadores, las variables binarias que definen las condiciones de encendido y apagado deben ser, cuando sea posible, iguales a 1 (condición de encendido) a lo largo del horizonte de predicción.

O3 La energía consumida por el conjunto de electrolizadores debe de ser siempre menor que la energía suministrada por las energías renovables o al menos ser igual.

3.2 Función de coste y problema de optimización

La siguiente función de coste cuadrática, calculada en cada tiempo de muestreo, se considera en el problema de optimización:

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^N [(\hat{H}_i(k+j) - \bar{H}_i(k+j))^2 Q_{H_i} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_u} (\hat{\delta}_i(k+j) - \hat{\delta}_i(k+j-1))^2 Q_{\delta_i}] \quad (3)$$

En la cual se toma en cuenta, en un horizonte de predicción N y de control N_u , el error entre las predicciones del hidrógeno producido (\hat{H}_i) y sus deseados valores (\bar{H}_i) también penalizando el número de conexiones y desconexiones. Además, Q_{H_i} y Q_{δ_i} son factores de peso para el error y la acción de control respectivamente. El primer término de (3) se emplea para el objetivo **O1** de la sección 3.1, mientras que el segundo término de esta ecuación intenta lograr el objetivo **O2**. Para resolver este problema, las futuras predicciones de la producción de hidrógeno son expresadas como una función de las futuras acciones de control y de los valores pasados de las entradas y salidas usando el modelo de los electrolizadores en (1) y (2). Por lo tanto, usando la ecuación (3), todas las restricciones del sistema y los modelos de electrólisis, el problema de optimización a ser resuelto en cada tiempo de muestreo es (4):

$$\begin{aligned} & \text{Min } J(\alpha_i, \delta_i) \\ & \text{st: } \delta_i \in [0, 1] \\ & \alpha_i \leq \alpha_i \leq \bar{\alpha}_i \\ & \hat{P}_i(k) = \bar{P}_i \cdot \hat{\alpha}_i(k) \cdot \hat{\delta}_i(k) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\hat{H}_i(k) = \frac{\hat{\alpha}_i(k) \cdot \hat{\delta}_i(k)}{a \cdot \hat{\alpha}_i(k) + b} \cdot \bar{P}_i$$

$$\sum_{i=1}^n \hat{P}_i(k) \leq \bar{P}_{\text{available}}(k)$$

Como se puede ver, el problema MPC a resolver por el algoritmo es un NLMIQP (Problema no lineal mixto-entero cuadrático) debido al modelo no lineal del electrolizador y al uso de variables de decisión binarias y reales.

3.3 Aproximación a un MIQP

El principal objetivo de este trabajo es transformar el problema (4) en un problema cuadrático mixto-entero con restricciones lineales (MIQP). Para hacer esto, primero cada modelo del electrolizador se modifica usando el siguiente cambio de variable:

$$z_i(k) = \alpha_i(k) \cdot \delta_i(k) \quad (5)$$

Donde ahora z_i es una variable real $z_i \in \mathbb{R}$. El modelo de producción de hidrógeno es dado por:

$$\hat{H}_i(k) = \frac{z_i(k)}{a \cdot \hat{\alpha}_i(k) + b} \cdot \bar{P}_i \quad (6)$$

$$\hat{P}_i(k) = \bar{P}_i \cdot \hat{z}_i(k) \quad (7)$$

Para este caso de los electrolizadores modelados en este artículo, se considera un modelo estático ya que las predicciones de la producción de hidrógeno no dependen de valores pasados. En la ecuación (6) se puede comprobar que $H=0$ cuando $\delta=0$, por lo que la ecuación (8) se puede reescribir para eliminar la dependencia entre H_i y α_i :

$$\hat{H}_i(k) = \frac{z_i(k)}{a \cdot z_i(k) + b} \cdot \bar{P}_i \quad (8)$$

H_i es ahora una función real de la variable real z_i , y como z_i está en el intervalo $[0,1]$, $a>0$ y $b>0$, $H_i(z_i)$ es continua y diferenciable en el intervalo $[0,1]$. A pesar del cambio hecho en la ecuación (8), esta ecuación no es lineal aún en la variable z y debe de ser aproximada. Si H no es lineal en z , la relación entre $H(k+j)$ y $z(k+j)$ tampoco será lineal. Resulta necesario hacer aún alguna aproximación más en las predicciones para cambiar el problema a uno MIQP. Para linealizar futuras predicciones en la producción de hidrógeno una aproximación se ha realizado usando el desarrollo del polinomio de Taylor de primer orden:

$$H_i(z_i(k) + \Delta z_i(k+1)) = H_i(z_i(k)) + \frac{\partial H_i}{\partial z_i} \cdot \Delta z_i(k+1) \quad (9)$$

Por lo tanto, simplificando la notación y aplicando el mismo procedimiento para las N predicciones de la producción de hidrógeno resulta:

$$\begin{aligned} \hat{H}_i(k+1) &= H_i(k) + \frac{b_i}{(a_i \cdot z_i(k) + b_i)^2} \cdot \Delta \hat{z}_i(k+1) \\ \hat{H}_i(k+2) &= H_i(k) + \frac{b_i}{(a_i \cdot z_i(k) + b_i)^2} \cdot (\Delta \hat{z}_i(k+1) + \Delta \hat{z}_i(k+2)) \\ & \dots \quad \dots \quad \dots \end{aligned}$$

$$\widehat{H}_i(k+N) = H_i(k) + \frac{b_i}{(a_i \cdot z_i(k) + b_i)^2} \cdot (\widehat{\Delta z}_i(k+1) + \widehat{\Delta z}_i(k+2) + \dots + \widehat{\Delta z}_i(k+Nu)) \quad (10)$$

Definiendo $g_i = \frac{b_i}{(a_i \cdot z_i(k) + b_i)^2}$, el vector $\mathbf{1} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$ de dimensión $1 \times N$ y \mathbf{T} que tiene de dimensión $N \times N_u$

$$\text{Matriz } \mathbf{T} = \left[\begin{array}{cccc} \overbrace{1 \ 0 \ \dots \ \dots}^{N_u} \\ 1 \ 1 \ 0 \ \dots \\ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \\ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \\ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \end{array} \right] \Bigg\}^N \quad (11)$$

El vector de predicciones para cada i viene dado por:

$$\widehat{\mathbf{H}}_i = [\widehat{H}_i(k+1) \ \dots \ \widehat{H}_i(k+N)]^T \quad (12)$$

$$\widehat{\mathbf{H}}_i = \mathbf{1} \cdot H_i(k) + g_i \cdot \mathbf{T} \cdot \widehat{\Delta \mathbf{z}}_i \quad (13)$$

donde:

$$\widehat{\Delta \mathbf{z}}_i = [\widehat{\Delta z}_i(k+1) \ \dots \ \widehat{\Delta z}_i(k+Nu)]^T \quad (14)$$

Las variables manipuladas son $\Delta z_i(k)$, $\alpha_i(k)$ y $\delta_i(k)$. Por lo tanto, la relación entre las variables manipuladas y de predicción se puede escribir usando el vector de control de movimientos futuros que es dado por (15):

$$\Delta \mathbf{u}_i = \begin{bmatrix} \Delta z_i(k+1) \\ \Delta z_i(k+2) \\ \dots \\ \Delta z_i(k+Nu) \\ \alpha_i(k+1) \\ \alpha_i(k+1) \\ \dots \\ \alpha_i(k+Nu) \\ \delta_i(k+1) \\ \delta_i(k+2) \\ \dots \\ \delta_i(k+Nu) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{z}_i \\ \boldsymbol{\alpha}_i \\ \boldsymbol{\delta}_i \end{bmatrix} \quad (15)$$

La ecuación 12 tiene dimensiones $3N_u \times 1$; la matriz \mathbf{G}_i :

$$\mathbf{G}_i = [g_i \cdot \mathbf{T} \ 0 \ 0] \quad (16)$$

Que tiene dimensión $N \times 3N_u$, por lo tanto:

$$\mathbf{H}_i = \mathbf{f}_i + \mathbf{G}_i \cdot \Delta \mathbf{u}_i \quad (17)$$

En (17) \mathbf{f}_i es la respuesta libre, calculada usando el modelo no lineal en (8) para $H_i(k)$ y \mathbf{G}_i . $\Delta \mathbf{u}_i$ es la respuesta forzada linealizada (Plucenio *et al.*, 2007). Considerando ahora un conjunto de n electrolizadores:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1 \ \mathbf{H}_2 \ \dots \ \mathbf{H}_n]^T \quad (18)$$

$$\mathbf{f} = [\mathbf{f}_1 \ \mathbf{f}_2 \ \dots \ \mathbf{f}_n]^T \quad (19)$$

$$\Delta \mathbf{U} = [\Delta \mathbf{U}_1 \ \Delta \mathbf{U}_2 \ \dots \ \Delta \mathbf{U}_n]^T \quad (20)$$

donde \mathbf{H} y \mathbf{f} son vectores de tamaño $N \times n$ y $\Delta \mathbf{U}$ es un vector $N_u \times n$, por lo tanto:

$$\mathbf{H} = \mathbf{f} + \mathbf{G} \cdot \Delta \mathbf{U} \quad (21)$$

donde:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{G}_n \end{bmatrix} \quad (22)$$

3.4 Restricciones

Como ha sido comentado con anterioridad en la sección anterior, una nueva variable z ha sido añadida para resolver el problema. Las restricciones han sido transformadas en un MLD (Mixed Logical System, (da Costa Mendes *et al.*, 2015), (Bemporad *et al.*, 1999)) para asociar el comportamiento de la planta con la variable continua α y la binaria δ y linealizar el problema. Las siguientes restricciones (23-28) muestran esta idea para todos los casos donde la variable binaria puede ser 0 o 1:

$$z_i(k) + \sum_{l=1}^j \Delta z_i(k+l) \leq \bar{\alpha}_i \cdot \delta_i(k+j) \quad (23)$$

$$z_i(k) + \sum_{l=1}^j \Delta z_i(k+l) \geq \underline{\alpha}_i \cdot \delta_i(k+j) \quad (24)$$

$$z_i(k) + \sum_{l=1}^j \Delta z_i(k+l) \leq \alpha_i(k+1) - \underline{\alpha}_i(1-\delta_i(k+j)) \quad (25)$$

$$z_i(k) + \sum_{l=1}^j \Delta z_i(k+l) \geq \alpha_i(k+1) - \bar{\alpha}_i(1-\delta_i(k+j)) \quad (26)$$

$$\alpha_i(k) \leq \bar{\alpha}_i \quad (27)$$

$$\alpha_i(k) \geq \underline{\alpha}_i \quad (28)$$

Además de estas restricciones, se añade otra más para cumplir con el objetivo **O3**: La potencia total consumida a cada tiempo de muestreo (k) debe de ser menor que la potencia disponible predicha proveniente de las energías renovables ($\widehat{P}_{available}(k)$). Tomando en cuenta ideas del modelo de control predictivo, el vector de las predicciones de la potencia disponible, ($\widehat{P}_{available}(k)$), es calculado a lo largo del horizonte de predicción usando datos meteorológicos. Así pues, la restricción en la potencia consumida es:

$$\sum_{i=1}^n \widehat{P}_i(k) \cdot \hat{z}_i(k) \leq \widehat{P}_{available}(k) \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (29)$$

Como se puede ver, todas las restricciones definidas en las ecuaciones (23-29) son lineales en las variables de decisión Δz , α y δ . De este modo finalmente se permite resolver el problema como un MIQP.

3.5 Optimización

El problema MPC de minimización de la función de coste (4) sujeto a (23-29) puede ser transformado en un problema de optimización mixto-entero cuadrático (MIQP):

$$\begin{aligned} & \text{Min } \left(\frac{1}{2} \Delta \mathbf{U}^T \cdot \mathbf{M} \cdot \Delta \mathbf{U} + \mathbf{l}^T \cdot \Delta \mathbf{U} \right) \\ & \Delta \mathbf{U} \\ & \text{s.a } \mathbf{A} \cdot \Delta \mathbf{U} \leq \mathbf{B} \end{aligned} \quad (30)$$

A ser resuelto a cada tiempo de muestreo (\mathbf{A} y \mathbf{B} son las matrices de restricción del problema). Usando la ecuación (3) en la función de coste original se llega a:

$$\mathbf{J} = [(\hat{\mathbf{f}} + \mathbf{G} \Delta \mathbf{U} - \bar{\mathbf{H}})^T \mathbf{Q}_H (\hat{\mathbf{f}} + \mathbf{G} \Delta \mathbf{U} - \bar{\mathbf{H}}) + (\hat{\boldsymbol{\delta}} - \mathbf{1})^T \mathbf{Q}_\delta (\hat{\boldsymbol{\delta}} - \mathbf{1})] \quad (31)$$

Y considerando la relación entre $\Delta \mathbf{U}$ y $\hat{\boldsymbol{\delta}}$, manipulando (31) se llega a la función de coste a minimizar:

$$\mathbf{J} := \frac{1}{2} \Delta \mathbf{U}^T \cdot \mathbf{M} \cdot \Delta \mathbf{U} + \mathbf{l}^T \cdot \Delta \mathbf{U} \quad (32)$$

Las matrices \mathbf{M} , \mathbf{l} son la parte cuadrática y la lineal respectivamente del problema cuadrático y vienen dadas por:

$$\mathbf{M} = [\mathbf{G}^T \mathbf{Q}_H \mathbf{G} + \mathbf{Q}_\delta] \quad (33)$$

$$\mathbf{l} = [2\mathbf{f}^T \mathbf{Q}_H \mathbf{G} - 2\bar{\mathbf{H}}^T \mathbf{Q}_H \mathbf{G} + 2(\mathbf{1}^T \mathbf{Q}_\delta)] \quad (34)$$

Finalmente, las restricciones (23-29) se pueden escribir de la forma compacta $\mathbf{A} \cdot \Delta \mathbf{U} \leq \mathbf{B}$. Las dimensiones de las matrices dependen de los horizontes de predicción y de control (N y N_u) y del número de electrolizadores (n).

4. Sistema de gestión de energía propuesto

4.1 Componentes

Las fuentes de energía consideradas en este trabajo son el viento y las olas: la energía del viento es una tecnología ya ampliamente estudiada (Dietrich *et al.*, 2012) y la energía de las olas también ya que proporciona menor variabilidad en la producción de energía (Stoutenburg *et al.*, 2010). Un aerogenerador de eje vertical (VAWT) de 5.0 MW de potencia máxima y un convertidor de olas (WEC) de 1.6 MW han sido seleccionados de acuerdo con los estudios desarrollados en el proyecto H2Ocean. Para producir hidrógeno se seleccionaron diferentes tipos de electrolizadores NEL A485.

4.2 Implementación del EMS para la electrólisis

Para resolver este problema se ha utilizado una herramienta de cálculo CPLEX para problemas MIQP de Matlab®. Para validar el EMS se ha propuesto una hora como tiempo de muestreo. En esta propuesta la potencia disponible actual a cada tiempo k es diferente a la anterior predicha en el paso anterior. Los valores de $\underline{\alpha}_i$ y $\bar{\alpha}_i$ fueron definidos usando datos suministrados por fabricantes de electrolizadores.

4.3 Resultados y discusión del caso de estudio

Para validar el EMS propuesto se han utilizado datos meteorológicos en una localización concreta en el Océano Atlántico. Una simulación fue desarrollada usando tres electrolizadores (dos de alta producción y una de pequeña producción), por lo tanto $n=3$. Se seleccionaron un horizonte de predicción de tres horas y de control de una hora, por lo tanto $N=3$ y $N_u=1$. Los parámetros de la plataforma son:

$$\bar{\mathbf{b}} = [2134 \quad 2134 \quad 220]^T$$

$$\bar{\mathbf{a}} = [0.875 \quad 0.875 \quad 0.778]^T$$

$$\bar{\mathbf{b}} = [3.525 \quad 3.525 \quad 3.625]^T$$

$$\bar{\mathbf{H}} = [485 \quad 485 \quad 50]^T$$

$$\bar{\boldsymbol{\alpha}} = [1 \quad 1 \quad 1]^T \quad \underline{\boldsymbol{\alpha}} = [0.2 \quad 0.2 \quad 0.1]^T$$

$$\mathbf{Q}_H = [1 \quad 1 \quad 50]^T \quad \mathbf{Q}_\delta = [1 \quad 1 \quad 1]^T$$

Algunos resultados para 140 horas de operación son mostrados en las Fig. 4-8. Los resultados confirman la correcta operación del sistema de control avanzado para los parámetros considerados en este caso de estudio. La Fig. 4 muestra la potencia suministrada por las fuentes de energía renovables (línea negra). Como se puede apreciar en las simulaciones, el controlador tiende a mantener el consumo de potencia muy cerca de los valores de los valores de potencia disponible por lo que la cantidad de hidrógeno producida se acerca a ser la máxima.

En este caso, la potencia consumida podría tener un valor máximo de 4488 kW (2134 kW para cada electrolizador de alta producción y 220 kW para el de pequeña producción) si todos los electrolizadores operaran al 100% de capacidad.

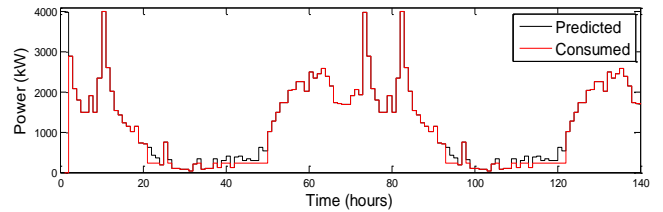


Figura 4: Potencia disponible y consumida.

La Fig. 5 muestra el rendimiento del electrolizador $i = 1$ (alta producción). Como se espera, no se enciende ni apaga muchas veces y el punto de operación se encuentra entre $\bar{\alpha}$ y $\underline{\alpha}$.

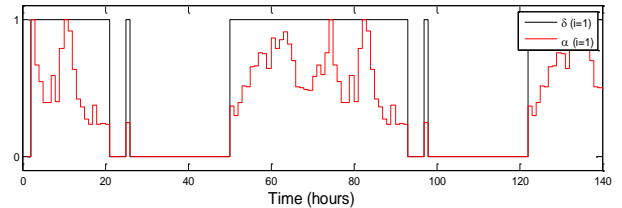


Figura 5: Rendimiento del electrolizador 1.

La Fig. 6 muestra el rendimiento del segundo electrolizador $i = 2$ que también es un equipo de alta producción. El rendimiento es muy similar al del equipo anterior (de hecho sus constantes y parámetros son los mismos). Como en el caso anterior, los valores de α están entre los límites mínimos y máximos definidos en las restricciones.

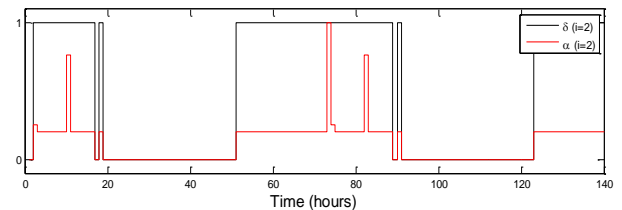


Figura 6: Rendimiento del electrolizador 2.

El electrolizador $i = 3$ (Fig.7) es conectado más veces porque su rendimiento es mayor que el del resto de electrolizadores,

por lo que la operación de este electrolizador puede considerarse correcta. En todos los casos, los valores están entre los valores mínimos y máximos definidos anteriormente.

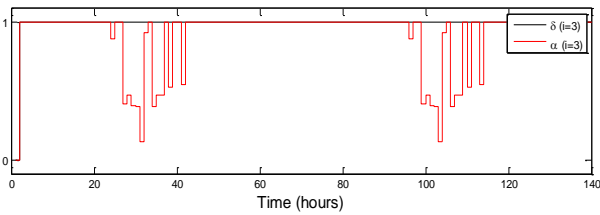


Figura 7: Rendimiento del electrolizador 3.

Finalmente en la Fig. 8 se puede visualizar la producción de hidrógeno por los tres electrolizadores:

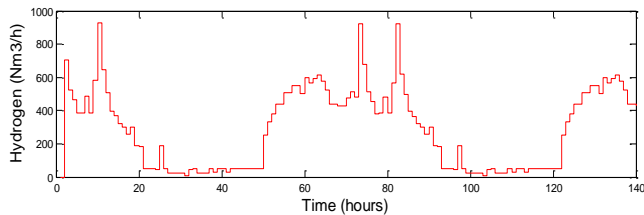


Figura 8: hidrógeno producido por los electrolizadores.

5. Conclusiones

Una solución a la gestión de energía de una planta de electrolisis alimentada por una fuente de energías renovables ha sido presentada y evaluada. Usando ideas enfocadas en Smart Grid, una estrategia de modelo de control predictivo ha sido propuesta, donde las características de cada electrolizador son tomadas en cuenta para maximizar la producción y mejorar el funcionamiento de las unidades. Se ha validado usando datos reales meteorológicos en una localización concreta realizando simulaciones, mostrando la correcta operación de la planta con el controlador desarrollado

English Summary

Advanced control based on model predictive ideas for the production of hydrogen by electrolysis.

Abstract

An Energy Management System (EMS) to balance the production of renewable sources with the consumption by a set of electrolyzation units is proposed here based on Model Predictive Control ideas (MPC). This EMS regulates the operating point of each electrolyzer and its connections or disconnections using a Mixed-Integer-Quadratic-programming algorithm. A case study is given for an installation composed of wave and wind energy sources and a set of 3 alkaline electrolyzers. Validation using measured data at the target location of the installation shows the adequate performance of the proposed EMS.

Hydrogen, Renewable Energy, Predictive control, Marine energies, Modelling.

Agradecimientos

This work was funded by Ministerio de Ciencia e Innovación (Spain) under grant DPI2014-54530-R. H2Ocean recibe financiación de European Union Seventh Framework Programme (FP7/2007-2013) bajo el acuerdo de financiación nº288145.

Referencias

- Andrews, J. and Shabani, 2012. B. Re-envisioning the role of hydrogen in a sustainable energy economy, *International journal of hydrogen energy*, 37 (2), pp. 1184-1203.
- Balable, A. and Kotb, 2013. H. Analysis of a hybrid renewable energy stand-alone unit for simultaneously producing hydrogen and fresh water from sea water, *International Journal of Thermal and Environmental Engineering*, 6 (2), pp. 55-60.
- Bemporad, A., Morari, 1999. M. Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. *Automatica*, 35(3), 407-427.
- Camacho, E.F. and Bordons, C., 2013. *Model predictive control*, Springer.
- da Costa Mendes, P.R., Normey-Rico, J.E., Bordons, 2015. C. Economic Energy Management of a Microgrid Including Electric Vehicles. *Innovative Smart Grid Technologies Conference Latinoamerica (ISGTL 2015, Montevideo, Uruguay)*.
- Dietrich, K., Latorre, J.M., Olmos, L. and Ramos, 2012. A. Demand response in an isolated system with high wind integration. *Power Systems*, *IEEE Transactions on*, 27 (1), pp. 20-29.
- Ebbesen, S.D., Jensen, S.H., Hauch, A. and Mogensen M.B., 2014. High Temperature Electrolysis in Alkaline Cells, Solid Proton Conducting Cells, and Solid Oxide Cells, *Chemical Reviews*.
- Floch, P.H., Gabriel, S., Mansilla, C. and Werkoff, F., 2007. On the production of hydrogen via alkaline electrolysis during off-peak periods, *International Journal of Hydrogen Energy*, 32 (18), pp. 4641-4647.
- Ganley, J.C., 2009. High temperature and pressure alkaline electrolysis, *International Journal of Hydrogen Energy*, 34 (9), pp. 3604-3611. 2009.
- Gutiérrez-Martín, F., Confente, D. and Guerra, I., 2010. Management of variable electricity loads in wind-hydrogen systems: the case of a Spanish wind farm. *International Journal of Hydrogen Energy*, 35 (14), pp. 7329-7336.
- Joshi, A.S., Dincer, I. and Reddy, B.V., 2011. Solar energy production: A comparative performance assesstement, *International Journal of Hydrogen Energy*, 36 (17), pp. 11246-11257.
- Khalid, M. and Savkin, A.V., 2010. A model predictive control approach to the problem of wind power smoothing with controlled battery storage, *Renewable Energy* 35 (7), pp. 1520-1526.
- Martínez, M., Molina, M.G., Machado, I.R., Mercado, P.E. and Watanabe, E.H., 2012. Modelling and simulation of wave energy hyperbaric converter (WEHC) for applications in distributed generation, *International Journal of Hydrogen Energy*, 37 (19), pp. 14945-14950.
- Petersen, H.N., 2012. Note on the targeted hydrogen quality produced from electrolyser units, *Review of the Department of Energy Conversion and Storage*, Technical University of Denmark.
- Plucenio, A., Pagano, D.J., Bruciapaglia, A.H., Normey-Rico, J.E., 2007. A practical approach to predictive control for nonlinear processes. In: *NOLCOS 2007, 2007. Proceedings of the NOLCOS 2007*.
- Serna, A., Normey-Rico, J.E. and Tadeo, F., 2015. Model predictive control of hydrogen production by renewable energy. In *International Renewable Energy Congress (IREC), 2015 6th International IEEE*. pp. 1-6.
- Serna, A. and Tadeo, F., 2014. Offshore hydrogen production from wave energy, *International Journal of Hydrogen Energy*, 39 (3), pp. 1549-1557.
- Stoutenburg, E.D., Jenkins, N. and Jacobson, M.Z., 2010. Power output variations of co-located offshore wind turbines and wave energy converters in California, *Renewable Energy*, 35 (12), pp. 2781-2791.

↑ Intente igualar las dos columnas en la última página ↑