

Estrategias de modelado simplificadas de una máquina de absorción alimentada por energía solar para controladores basados en modelo

Igor M. L. Pataro^a, Juan D. Gil^a, José D. Álvarez^a, José L. Guzmán^a, Manuel Berenguel^a

^aCentro Mixto CIESOL, ceiA3, Universidad de Almería. Ctra. Sacramento s/n, Almería 04120, Spain

Correos: ilp428@inlumine.ual.es (Igor M. L. Pataro), juandiego.gil@ual.es (Juan D. Gil), jhervas@ual.es (José D. Álvarez), joseluis.guzman@ual.es (José L. Guzmán), beren@ual.es (Manuel Berenguel).

Resumen

Las máquinas de absorción, a pesar de ser soluciones prometedoras para los sistemas de refrigeración de edificios, tienen un principio de funcionamiento no trivial, y los modelos estudiados suelen ser complejos, con un alto costo computacional y requieren la medición de muchas variables o condiciones específicas de operación. Por ello, con el objetivo de desarrollar modelos adecuados para el control automático, este trabajo propone la formulación de modelos simplificados que puedan representar adecuadamente el comportamiento de una máquina de absorción. En concreto, se estudia un modelo de parámetros concentrados basado en un balance energético, un modelo Auto-Regresivo con variables exógenas (ARX), y un modelo no lineal ARX (NARX) para proporcionar una solución simple y eficiente para estimar la temperatura de salida de los diferentes elementos de una máquina de absorción: generador, evaporador y condensador. El sistema estudiado es la instalación solar térmica del edificio CIESOL, situada en la Universidad de Almería, España. Los resultados han demostrado que todos los modelos propuestos estiman satisfactoriamente las salidas de la máquina de absorción, siendo el NARX el que ha conseguido los mejores resultados en términos de índices de error. Sin embargo, el modelo de primeros principios tiene el mejor compromiso entre rendimiento de error y coste computacional, presentando un tiempo de cómputo casi 100 veces menor al resto durante la validación.

Palabras clave: Modelado; Refrigerador por absorción; Modelo de series temporales; Controladores basados en modelos.

1. Introducción

El consumo de energía en edificios e instalaciones ha aumentado considerablemente en los últimos años debido a la búsqueda por parte de la sociedad moderna de mejores condiciones de climatización y confort térmico [1]. De hecho, los edificios representan el 43 % del uso global de energía y alcanza casi el 33 % de la emisión de gases de efecto invernadero en todo el mundo [8].

Una manera eficaz de asociar la energía solar junto con los sistemas de climatización es emplear una máquina de absorción en el circuito primario de una instalación solar térmica. La base de esta tecnología es utilizar la radiación solar para calentar el fluido de transferencia de calor (HTF, por su sigla en inglés) que se encarga de alimentar el intercambiador de calor de alta temperatura de la máquina. De este modo, se realiza un ciclo de absorción en la máquina que reduce la temperatura de un fluido secundario, el cual puede ser utilizado para la refrigeración de los sistemas de climatización del edificio. Una de las principales ventajas de estos sistemas radica en que la demanda de refrigeración está totalmente en fase con la radiación solar, ya que cuanto mayor es la radiación solar, mayor es la demanda de refrigeración [15].

El uso de máquinas de absorción con energía solar ha sido objeto de estudio en la literatura, principalmente en lo que respecta al modelado y a la gestión energética global del sistema [2, 9, 14]. Particularmente, los trabajos relacionados con el modelado han evidenciado que estos sistemas no son triviales de modelar. Por ejemplo, en [11] se desarrolla un estudio exhaustivo de la ecuación característica de un sistema de absorción de bromuro de litio/agua, en el que los autores estudiaron tres modelos diferentes y propusieron parámetros lineales para reducir las desviaciones del modelo. Además, en [12], los autores también estudiaron el modelado termodinámico, la evolución de la temperatura en los diferentes conjuntos de la máquina, y el Coeficiente de Rendimiento (COP, por su sigla en inglés) para otros puntos de operación. En los trabajos presentados en [2] y [6] se modeló, mediante primeros principios, una máquina de absorción de doble efecto LiBr-H₂O para un sistema de refrigeración alimentado por energía solar. Los resultados demostraron que un modelo matemático puede predecir la evolución de la dinámica de la temperatura y el intercambio de calor en una máquina enfriadora por absorción.

La principal ventaja de obtener una representación de alta fidelidad de una máquina de absorción alimentada con energía solar es mejorar la eficiencia de la planta solar térmica. De hecho, el conocimiento del funcionamiento de la máquina de ab-

sorción se considera esencial para alcanzar los puntos de funcionamiento óptimos del circuito primario de este tipo de instalaciones [12]. Estos puntos se pueden alcanzar mediante la implementación de controladores automáticos, como el control predictivo basado en modelo no lineal (NMPC, por su sigla en inglés) [5, 7]. Sin embargo, en este tipo de técnicas, la fidelidad del modelo es crucial para el buen desempeño del controlador, debiéndose abordar además el complejo compromiso entre representatividad y coste computacional.

Partiendo de la base de los modelos de máquinas de absorción ofrecidos en la literatura y motivado por la problemática particular de proporcionar modelos adecuados en cuanto al compromiso fidelidad/complejidad para los controladores NMPC, este trabajo ofrece soluciones simplificadas para representar el comportamiento dinámico de una máquina de absorción. El objetivo es generar soluciones sencillas basadas en ecuaciones de primeros principios y modelos basados en datos de la máquina de absorción ubicada en el Centro de Investigación en Energía Solar (CIESOL) de la Universidad de Almería, Almería, España. En concreto, en este trabajo se estudian tres tipos de modelos: i) un modelo basado en primeros principios, ii) un modelo Auto-regresivo lineal con entradas exógenas (ARX), y iii) un ARX no lineal (NARX). El objetivo es caracterizar la evolución de la temperatura en el generador, el evaporador y el condensador de la máquina de absorción.

Este documento se organiza como sigue: la Sección 2 describe los principales principios físicos del funcionamiento de la máquina de absorción. En la Sección 3 se describen los enfoques de modelado propuestos y sus principales características. En la Sección 4 se presentan los resultados de cada modelo y se realiza una comparación de su rendimiento. Por último, en la Sección 5 se detallan las consideraciones finales de las estructuras de los modelos propuestos, y se discuten las conclusiones.

2. Principio de funcionamiento de la máquina de absorción

El proceso de refrigeración por absorción con energía solar se basa en el aprovechamiento de la energía térmica (calor) para enfriar un fluido refrigerante, utilizando la energía solar térmica como fuente energética primaria. Este proceso funciona como un compresor termoquímico, ya que no utiliza un compresor mecánico típico como los sistemas de refrigeración convencionales. Así, la diferencia de presión se origina por la concentración de la solución de los distintos fluidos, basándose en sus propiedades físico-químicas, como la capacidad de absorción, el punto de ebullición y la presión de

vapor de los fluidos. El esquema resumido del ciclo de la máquina de absorción de efecto simple se representa en la Fig. 1. Las secciones principales de la máquina consisten en un generador, un absorbedor, un condensador, un evaporador y válvulas de expansión. A su vez, están asociados a dos sistemas externos, el bloque de calefacción (en este trabajo, es el campo de captadores solares) y el bloque de refrigeración, representado principalmente como una torre de refrigeración.

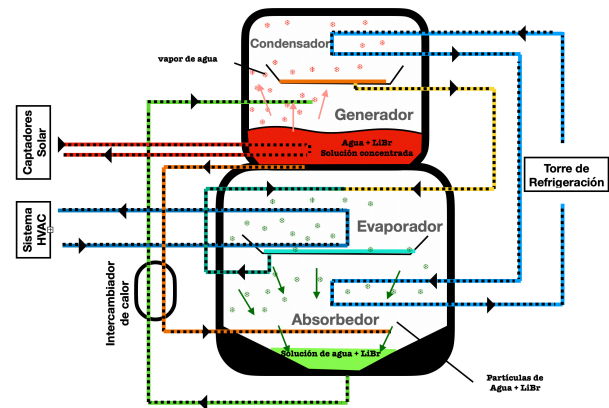


Figura 1: Esquema de la máquina de absorción - figura adaptada de [13].

El ciclo cerrado suele funcionar con dos fluidos de trabajo principales: refrigerante y absorbente. El par de trabajo más común es el de fluidos agua-bromuro de litio ($H_2O-LiBr$), en el que el agua se utiliza como refrigerante y el $LiBr$ como absorbente. El ciclo puede describirse comenzando desde el generador, en el que el agua caliente del campo de captadores solares calienta la solución refrigerante, lo que hace que el bromuro de litio y el agua se separen y concentre la solución. A continuación, el agua se evapora y sube al condensador. Mientras tanto, la solución concentrada de bromuro de litio se hunde por el fondo del generador, pasando por un intercambiador de calor antes de ser pulverizada en el absorbedor. Al mismo tiempo, en la sección del condensador, el agua fría del módulo de refrigeración fluye a través de las bobinas y enfría el vapor de agua separado del $LiBr$, que se recoge en una bandeja y se envía a la sección del evaporador. El evaporador se encuentra a una presión significativamente baja en comparación con la sección de absorción, lo que hace que el agua baje de temperatura debido a la rápida caída de presión. Por lo tanto, en la sección del evaporador, el agua se enfría por medio del agua condensada que fluye en la bobina de enfriamiento, la cual transporta el calor no deseado del sistema calefacción, ventilación y aire acondicionado (HVAC, por su sigla en inglés) del edificio. Allí, el agua procedente del condensador se esparce por la superficie de la bo-

bina para eliminar la energía térmica no deseada. A medida que el agua del condensador adquiere el calor del agua enfriada, se evapora debido a las condiciones de baja presión en esta sección y, por lo tanto, consume la energía térmica. Posteriormente, el vapor producido por el evaporador es arrastrado hacia la solución concentrada de bromuro de litio en el absorbedor. La fuerza de absorción es sustancial, lo que hace que las partículas de agua fluyan rápidamente hacia el absorbedor en dirección al bromuro de litio, siendo la causa principal de la condición de baja presión. En la sección de absorción, como la solución ha adquirido más calor, se requiere que fluya el agua de refrigeración para enfriar la solución y reducir su temperatura con el fin de reiniciar el ciclo.

Como puede observarse, el ciclo de la máquina de absorción no es trivial, y hay que conocer, o al menos estimar o aproximar, diversas variables internas para poder realizar un modelado termodinámico completo, como la concentración de la solución, la presión interna, el flujo de fluido interno y los coeficientes globales de transferencia de calor. De este modo, los modelos termodinámicos complejos consideran numerosas suposiciones para garantizar un funcionamiento en estado estacionario y, por lo tanto, simplifican las premisas y la complejidad de los modelos. Además, las variables utilizadas en este tipo de modelos no suelen ser medibles en las plantas termosolares convencionales, ya que las variables que se suelen medir son las temperaturas de entrada y salida y los caudales de agua. Por ello, son deseables modelos simplificados y directos que representen no sólo la evolución de la máquina de absorción sino sus efectos en el circuito de la planta solar.

3. Modelos de la máquina de absorción del edificio CIESOL

En este apartado se propone el desarrollo de diferentes tipos de modelos simplificados para la máquina de absorción alimentada por energía solar. El objetivo es formular modelos sencillos que representen la evolución de las principales variables de la instalación solar térmica: las temperaturas de entrada y salida y los caudales de los fluidos de trabajo. El propósito es conseguir modelos representativos de alta fidelidad basados en variables fácilmente medibles y con una complejidad mínima que puedan ser utilizados para estrategias de NMPC sin comprometer el coste computacional del controlador. En este trabajo, el caso de estudio se basa en la planta termosolar del edificio CIESOL, en la que la máquina de absorción utilizada en el circuito primario se muestra en la Fig. 2. La enfriadora de absorción Yazaki se utiliza

como fuente de refrigeración principal del edificio CIESOL, alimentada por un campo de captadores solares planos asociado a dos depósitos de acumulación y un calentador de gas. Las principales especificaciones de la máquina Yazaki se muestran en la Tabla 1.



Figura 2: Máquina de absorción modelo Yazaki WFC SC 20

Tabla 1: Especificaciones de la enfriadora de absorción CIESOL

Item	Especificación
Modelo	Yazaki WFC SC 20
Tipo	H ₂ O/LiBr
Requisitos eléctricos	400 V, 50 Hz, 3ph.
Energía eléctrica	260 W
Capacidad de refrigeración	70.3 kW
Temp. de entrada agua fría	12 °C
Caudal de agua fría	11 m ³ /h
Presión del evaporador	65.8 kPa
Potencia del condensador	170.8 kW
Temp. para refrigeración	31 °C
Caudal para refrigeración	36.7 m ³ /h
Potencia de la calefacción	100 kW
Temp. para de calefacción	88 °C
Límites del generador	73 - 95 °C
Presión del generador	46.4 kPa
Caudal para calefacción	17.3 m ³ /h

Los modelos presentados en este trabajo son: modelos basados en primeros principios, que se basan en el balance energético termodinámico; y modelos basados en datos, que utilizan información histórica del funcionamiento de la máquina de absorción para ajustar las ecuaciones paramétricas. En este caso, se utilizan dos tipos de modelos para la representación de series temporales auto-regresivas, un modelo lineal y otro no lineal. La razón de emplear estas técnicas se basa en su sencilla formulación y una buena solución de compromiso entre complejidad y prestaciones [5]. A continuación, se describe la formulación general de los modelos propuestos.

3.1. Modelo de primeros principios

Para formular el modelo basado en primeros principios, se siguen las ideas presentadas en [6] como enfoque principal. Las ecuaciones (1)-(3) representan el balance energético en cada sección de la máquina de absorción:

Generador

$$C_g \cdot \frac{dT_{g,o}}{dt} = Q_{que} - Q_{g,loss} - C_p \cdot \rho \cdot \dot{m}_g \cdot (T_{g,o} - T_{g,i}) \quad (1)$$

Evaporador

$$C_e \cdot \frac{dT_{e,o}}{dt} = -Q_{cool} + Q_{e,loss} + C_p \cdot \rho \cdot \dot{m}_e \cdot (T_{e,o} - T_{e,i}) \quad (2)$$

Condensador

$$C_c \cdot \frac{dT_{c,o}}{dt} = Q_{ref} - Q_{c,loss} + C_p \cdot \rho \cdot \dot{m}_c \cdot (T_{c,o} - T_{c,i}) \quad (3)$$

en el que C_g , C_e y C_c son la capacidad calorífica del generador, el evaporador y el condensador, respectivamente. Q_{que} , $Q_{g,loss}$, Q_{cool} , $Q_{e,loss}$, Q_{ref} , y $Q_{c,loss}$ son los parámetros concentrados utilizados para identificar la potencia térmica en cada módulo de la máquina de absorción, y C_p y ρ la capacidad calorífica y la masa específica del fluido, respectivamente. Las variables medidas disponibles y utilizadas para calibrar los modelos son las temperaturas de salida $T_{g,o}$, $T_{e,o}$, y $T_{c,o}$, las temperaturas de entrada, $T_{g,i}$, $T_{e,i}$, y $T_{c,i}$, y los caudales de agua \dot{m}_g , \dot{m}_e y \dot{m}_c .

3.2. Modelo ARX

Los modelos ARX son una representación lineal de sistemas dinámicos basada en información pasada sobre las entradas y salidas del sistema. La idea principal es utilizar los datos pasados del sistema y desarrollar una ecuación polinómica que pueda predecir un paso adelante la salida del sistema. La estimación de los coeficientes polinómicos y la determinación de su orden realiza mediante un método de optimización de regresión lineal que calcula los valores óptimos de los parámetros. La representación del modelo ARX se detalla en la Ec. (4),

$$A(q^{-1}) \cdot y(t) = B(q^{-1}) \cdot u(t) + e(t) \quad (4)$$

en el que $y(t)$ es la salida del sistema, $u(t)$ es la entrada del sistema y $e(t)$ el error del modelo. Además, los polinomios $A(q^{-1})$ y $B(q^{-1})$ se representan como

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 \cdot q^{-1} + \dots + a_{na} \cdot q^{-na}$$

$$B(q^{-1}) = b_1 \cdot q^{-1} + \dots + b_{nb} \cdot q^{-nb}$$

donde q^{-1} es el operador de desplazamiento, a_1, \dots, a_{na} los coeficientes polinómicos de salida, b_1, \dots, b_{nb} los coeficientes polinómicos de entrada, y na y nb representan el orden de los polinomios.

El motivo de usar modelos ARX es que estos son una de las técnicas más sencillas para representar un proceso dinámico basándose en medidas de entrada y salida de la planta, considerando las incertidumbres de modelado [10]. Esta solución es prometedora para la dinámica de la máquina de absorción, ya que la complejidad y dificultad de modelado del sistema puede ser abordada por la incertidumbre contemplada en la representación ARX. Además, esta propuesta de modelo es ventajosa en diferentes tipos de sistemas, ya sea para fines de control automático o para la previsión de sistemas estocásticos como las condiciones meteorológicas [5, 16].

3.3. Modelo NARX

El modelo ARX propuesto anteriormente puede mejorarse para establecer una representación más realista de la evolución no lineal de la máquina de absorción mediante la inclusión de una función no lineal en la autoregresión de la serie temporal, obteniendo así en un modelado NARX. El modelo NARX se ha empleado con éxito en diferentes variedades de sistemas [3, 4] debido a su diversidad de representaciones no lineales, que pueden basarse, por ejemplo, en redes neuronales, polinomios, *wavelet* y funciones de red sigmoide. El modelo general NARX puede representarse como una forma serie-paralela, como en la Ec. (5), o paralela como en la Ec. (6). La principal diferencia entre la forma en serie y en paralelo es que en la primera se utilizan las mediciones reales de las salidas del sistema para estimar la salida futura. En cambio, la forma paralela utiliza las salidas estimadas en el pasado para predecir el valor futuro.

$$\hat{y}(t+1) = f(y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad (5)$$

$$\hat{y}(t+1) = f(\hat{y}(t), \hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-n_y), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad (6)$$

4. Resultados del modelo y análisis del rendimiento

A partir de los modelos presentados en la Sección 3, se propone un procedimiento de identificación y validación para desarrollar el modelo de la máquina de absorción del edificio CIESOL. El método utiliza datos reales de la instalación durante su

funcionamiento para identificar los parámetros del modelo mediante algoritmos de optimización. A continuación, los modelos identificados se validan con diferentes datos históricos para establecer criterios de base fiables. En este trabajo, se utiliza un entorno de software MATLAB Mathworks como herramienta de desarrollo para los modelos propuestos.

4.1. Calibración del modelo

En primer lugar, cabe destacar que, para este estudio, las variables utilizadas son las temperaturas de entrada y salida y el caudal de agua de entrada. Los datos de entrada adquiridos son el resultado de las condiciones de funcionamiento de los subsistemas anteriores (tanques de acumulación, caldera y HVAC) y no se controlan directamente para fines de identificación del modelo. Por lo tanto, antes de realizar la calibración, es necesario una etapa inicial de preprocesamiento de datos para seleccionar los datos reales con los que el sistema funciona correctamente y filtrar el ruido de entrada y salida de las mediciones de los sensores y efectos de los demás subsistemas. Tras realizar esta etapa, se seleccionaron siete días de funcionamiento de la instalación de CIESOL como datos de calibración, y tres días para la validación. Se debe mencionar que las configuraciones de los modelos se definieron con el objetivo de encontrar el mejor compromiso entre un orden simple y unos buenos resultados de ajuste mediante métodos de optimización. Para las tres estrategias, el objetivo principal es minimizar el error cuadrático medio, de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \text{mín } J = \text{mín } \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} & \left((\hat{T}_{g,o}(i) - T_{g,o}(i))^2 \right. \\ & \left. + (\hat{T}_{v,o}(i) - T_{v,o}(i))^2 + (\hat{T}_{c,o}(i) - T_{c,o}(i))^2 \right) \end{aligned} \quad (7)$$

en la que la notación $\hat{x}(i)$ son los resultados del modelo y $N=2320$ es la cantidad de datos de calibración, para un tiempo de muestreo de 1 min. Las configuraciones de los modelos se detallan a continuación:

- Modelo de parámetros concentrados basados de primeros principios

- Se empleó un método de optimización basado en Algoritmos Genéticos para encontrar los parámetros del modelo. El objetivo del método es minimizar el error medio cuadrático de $T_{g,o}(t)$, $T_{e,o}(t)$, y $T_{c,o}(t)$.
- Datos de entrada: $T_{g,i}(t)$, $T_{e,i}(t)$, $T_{c,i}(t)$, $\dot{m}_g(t)$, $\dot{m}_e(t)$ y $\dot{m}_c(t)$
- Variables de decisión: C_g , C_c , C_e , Q_{que} , $Q_{g,loss}$, Q_{cool} , $Q_{e,loss}$, Q_{ref} , y $Q_{c,loss}$

Para estos modelos, el algoritmo genético se formula para minimizar Ec. (7), en el que la población inicial se elige como 20, y su rango se define por defecto como $[-10;10]$, $[-1e4+1;1e4+1]$. Además, las variables de decisión se eligen como restricciones, siguiendo las condiciones de operación de la máquina Yazaki descritas en la Tabla 1, en las que las capacidades caloríficas están restringidas de 2 kW a 200 kW. Cabe destacar que las variables de decisión se definen como una capacidad calorífica fija, lo cual no es habitual para modelos de primeros principios. Sin embargo, la dificultad de medir las variables internas de la máquina de absorción y la imposición de operar en las mismas condiciones pueden sugerir estas aproximaciones. El resultado del algoritmo genético se logra en base a la tolerancia del valor de la función objetivo, en el que el mejor valor de la función es menor o igual a 10^{-4} , para un límite de generación de 10^4 y un tiempo máximo de bloqueo de generación de 15 s.

- Modelo ARX

- Datos de entrada: $T_{g,i}(t)$, $T_{e,i}(t)$, $T_{c,i}(t)$, $\dot{m}_g(t)$, $\dot{m}_e(t)$ y $\dot{m}_c(t)$
- Orden del modelo de generador: $na = 2$, $nb = 2$. Sin retardos.
- Orden del modelo de evaporador: $na = 2$, $nb = 2$. Sin retardos.
- Orden del modelo de condensador: $na = 4$, $nb = 2$. Sin retardos.

- Modelo NARX

- Datos de entrada: $T_{g,i}(t)$, $T_{e,i}(t)$, $T_{c,i}(t)$, $\dot{m}_g(t)$, $\dot{m}_e(t)$ y $\dot{m}_c(t)$
- Orden del modelo de generador: $n_y = 3$, $n_u = 2$. Sin retardos. Función no lineal = Wavelet
- Orden del modelo de evaporador: $n_y = 2$, $n_u = 2$. Sin retardos. Función no lineal = Wavelet
- Orden del modelo de condensador: $n_y = 2$, $n_u = 2$. Sin retardos. Función no lineal = Wavelet

Para los modelos ARX y NARX, los órdenes polinómicos se eligen a partir de pruebas experimentales, eligiendo los modelos más simples que presenten un bajo costo de Ec. (7). Además, en los modelos no fueron incluidos retrasos ya que el análisis de los datos experimentales ha mostrado un efecto casi instantáneo de las variables de entrada y salida. Las Figs. 3 - 5 representan los resultados de validación de un día de funcionamiento de las tres secciones de la máquina de absorción, comparando los resultados de los modelos propuestos.

Tabla 2: Comparación del rendimiento de los modelos basados en primeros principios, ARX y NARX.

	Generador			Evaporador			Condensador		
	PP	ARX	NARX	PP	ARX	NARX	PP	ARX	NARX
MSE [$(^{\circ}\text{C})^2$]	1.247	1.217	0.816	1.170	0.524	0.377	1.258	0.409	0.376
RMSE [$^{\circ}\text{C}$]	1.107	1.044	0.898	1.001	0.704	0.612	1.109	0.610	0.581
nRMSE [-]	0.016	0.015	0.013	0.119	0.084	0.072	0.035	0.019	0.018
\bar{E} [$^{\circ}\text{C}$]	0.902	0.896	0.765	0.810	0.559	0.500	0.874	0.538	0.502
E % [%]	1.317	1.288	1.117	9.513	6.600	5.931	2.785	1.697	1.580
t_{proc} [s]	0.152	7.803	15.331	0.154	7.816	15.364	0.157	7.967	15.266
t_{med} [ms]	0.2178	11.1791	21.9642	0.2206	11.1977	22.0115	0.2249	11.4140	21.8711

Con el fin de proporcionar información cuantitativa para comparar el rendimiento del ajuste de los modelos propuestos, se utilizan índices de error que relacionan las temperaturas de salida estimadas y los datos reales. Los índices de error empleados son el error cuadrático medio (MSE, por su sigla en inglés), la raíz del MSE (RMSE), el RMSE normalizado (nRMSE), el error medio (\bar{E}) y el porcentaje de error (E %). Además, con el fin de evaluar el esfuerzo computacional para calcular las futuras salidas estimadas, se calcula el tiempo transcurrido para cada modelo durante la simulación el procedimiento de validación (t_{proc}) y el valor promedio por iteración (t_{med}). En la Tabla 2 se detallan los índices de rendimiento de los tres modelos estimados con respecto a todos los días de validación, en los que el valor de los índices representados es la media de los tres días de validación.

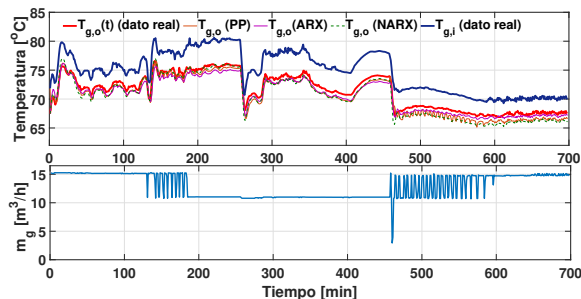


Figura 3: Resultados de la validación de la sección del generador de la máquina de absorción de los modelos de primeros principios, ARX y NARX.

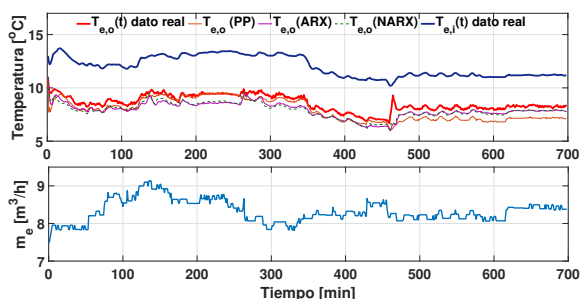


Figura 4: Resultados de la validación de la sección del evaporador de la máquina de absorción de los modelos de primeros principios, ARX y NARX.

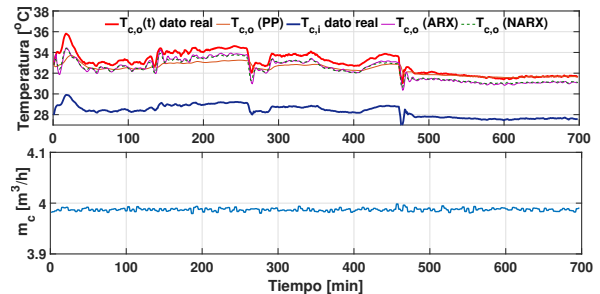


Figura 5: Resultados de la validación de la sección del condensador de la máquina de absorción de los modelos de primeros principios, ARX y NARX.

4.2. Discusión de los resultados

Como se detalla en las Figs. 3 - 5, se puede observar que todos los modelos pueden representar la dinámica de la máquina de absorción satisfactoriamente para las tres secciones estudiadas. Sin embargo, la respuesta de los diferentes modelos sufre una desviación en los escenarios de validación. La causa principal de este error es que los datos recogidos son durante un funcionamiento en estado estacionario de la planta. Sin embargo, como se ha demostrado, la dinámica de la máquina de absorción es altamente no lineal, de forma que la alteración del punto de operación conduce a una dinámica de salida diferente. En consecuencia, aunque se utilicen siete días para estimar los parámetros del modelo, los datos de calibración son distintos de los datos validados, lo que da lugar a condiciones de funcionamiento diferentes y, por lo tanto, el modelo calibrado puede no ajustarse totalmente. No obstante, se puede observar que los modelos propuestos representan perfectamente la dinámica del sistema, y el error de offset es considerablemente pequeño.

El análisis mencionado se observa de forma exhaustiva en la Tabla 2. Obsérvese que el NARX, que engloba una función no lineal, ha presentado mejores índices de error en comparación con los otros modelos. En lo que respecta al modelo de primeros principios, el uso de parámetros globales fijos y el orden reducido del modelo originan bajos ajustes en comparación con las representaciones

ARX y NARX. Por otro lado, la simplificación de las ecuaciones diferenciales es bastante útil para fines de control y análisis del modelo. En primer lugar, es más sencillo analizar el comportamiento del sistema cuando se emplea el balance de energía en lugar de utilizar modelos de caja negra como ARX y NARX, principalmente cuando se emplean enfoques analíticos, como la linealización, el análisis de frecuencias y la transformación de variables tiempo-frecuencia. En segundo lugar, la solución de ecuaciones diferenciales discretas de primer orden es mucho más rápida que el uso de enfoques de series temporales, como se detalla en la Tabla 2. El modelo de primeros principios presenta un tiempo de procesamiento 51 veces más rápido que el modelo ARX y casi 100 veces más rápido que el modelo NARX. Por lo tanto, se puede concluir que el modelo de primeros principios, aunque los parámetros agrupados fijos comprometen el rendimiento del modelo, este presenta un desempeño satisfactorio ya que: i) el error de estimación de salida es admisible y ii) es mucho más adecuado para proporcionar soluciones de cálculo rápidas.

5. Conclusiones

En este trabajo, se presentan tres enfoques de modelado diferentes, simples y prometedores, para modelar una máquina de absorción alimentada por energía solar. Se investigan una ecuación diferencial de primer orden de parámetros fijos, basada en el balance energético, y dos modelos de series temporales, ARX y NARX, para estimar la temperatura de salida de las tres secciones de una máquina de refrigeración por absorción: el generador, el evaporador y el condensador. El resultado concluye que las tres estrategias describen adecuadamente la dinámica del sistema, a pesar de un error de offset causado por las diferentes condiciones de funcionamiento de la planta, el cual puede ser fácilmente superado implementando estrategias de control con efecto integral.

En cuanto al objetivo de proponer modelos adecuados para el desarrollo de controladores basados en modelo, los resultados preliminares señalan que el modelo de primeros principios es el que mejor compromiso tiene entre representatividad y coste computacional, presentando índices de rendimiento satisfactorios para el error de salida y un tiempo de procesamiento computacional considerablemente menor.

Los trabajos futuros estarán enfocados en mejorar los modelos del primeros principios sustituyendo las capacidades caloríficas fijas por términos explícitos que relacionan diferentes variables medibles. Además, se pretende implementar los modelos desarrollados en estrategias de control pre-

dictivo avanzado, estudiar su comportamiento en un entorno de simulación y, posteriormente, implementar las estrategias de control basadas en modelo para el control de la instalación termosolar de CIESOL.

Agradecimientos

Los autores agradecen el soporte económico del Consejo Nacional de Desarrollo Científico y Tecnológico (CNPq, Brasil) que ha financiado parte de este trabajo bajo la beca con código 201143/2019 – 4. Además, este trabajo ha sido desarrollado en el marco del proyecto “Microrredes para el autoabastecimiento solar de entornos productivos aislados (Microprod-Solar)” con código PCI2019-103378, financiado por la Agencia estatal de Investigación del Gobierno de España y por el Programa Iberoamericano de Ciencia y tecnología para el desarrollo (CYTED). Juan D. Gil agradece el apoyo económico del programa Personal Investigador Doctor de la Junta de Andalucía 2021, número de beca POSTDOC_21_00854.

English summary

Simplified modeling approaches of a solar-powered absorption machine focusing on model-based controllers development

Abstract

Absorption machines, despite being promising solutions for building cooling systems, have a non-trivial operating principle, and the studied models are usually complex, with a high computational cost and require the measurement of many variables or specific conditions. of operation. Therefore, aiming to develop suitable models for automatic control purposes, this work proposes the formulation of simplified models that can adequately portray the evolution of an absorption machine. A lumped parameters model based on energy balance, an AutoRegressive with exogenous input (ARX), and a Nonlinear ARX (NARX) are investigated to provide a simplistic and efficient solution to estimate the absorption machine outlet temperature for the generator, evaporator, and condenser sections. The study case system is the CIESOL thermal solar facility, located at the University of Almería, Spain. The results have demonstrated that all the proposed models satisfactorily estimate the absorption chi-

ller outputs, in which the NARX has achieved the best results of the error indices. In contrast, the first principles model has the best compromise between error performance and computational cost, presenting almost 100 times less processing time during the validation experiment.

Keywords: Modeling; Absorption chiller; Time-series model; Model-based controllers.

Referencias

- [1] K. Bataineh and A. Al Rabee. A cost effective approach to design of energy efficient residential buildings. *Frontiers of Architectural Research*, 11(2):297–307, 2022.
- [2] P. Bermejo, F. J. Pino, and F. Rosa. Solar absorption cooling plant in Seville. *Solar Energy*, 84(8):1503–1512, 2010.
- [3] Z. Boussaada, O. Curea, A. Remaci, H. Cambong, and N. Mrabet Bellaaaj. A nonlinear autoregressive exogenous (NARX) neural network model for the prediction of the daily direct solar radiation. *Energies*, 11(3), 2018.
- [4] E. Cadenas, W. Rivera, R. Campos-Amezua, and C. Heard. Wind speed prediction using a univariate ARIMA model and a multivariate NARX model. *Energies*, 9(2), 2016.
- [5] E. F. Camacho, M. Berenguel, F. R. Rubio, and D. Martínez. *Control of Solar Energy Systems*. Springer, London, England, 2012.
- [6] E. F. Camacho, A. J. Gallego, J. M. Escaño, and A. J. Sánchez. Hybrid nonlinear MPC of a solar cooling plant. *Energies*, 12(14), 2019.
- [7] E. F. Camacho, F. Rubio, M. Berenguel, and L. Valenzuela. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. Part II: Advanced control approaches. *Solar Energy*, 81(10):1252–1272, 2007.
- [8] E. Cuce and P. M. Cuce. Vacuum glazing for highly insulating windows: Recent developments and future prospects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 54:1345–1357, 2016.
- [9] J. Dardouch, M. Charia, A. Bernatchou, A. Dardouch, S. Malaine, and F. Jeffali. Study of a solar absorption refrigeration machine in the moroccan climate. *Materials Today: Proceedings*, 13:1197–1204, 2019. International Conference on Materials and Environmental Science, ICMES2018, Mohammed Premier University, Oujda, Morocco, April 26-28, 2018.
- [10] R. Diversi, R. Guidorzi, and U. Soverini. Identification of ARX and ARARX models in the presence of input and output noises. *European Journal of Control*, 16(3):242–255, 2010.
- [11] Y. Fischer, J. Dutra, and J. Rohatgi. Thermodynamic modelling of a LiBr-H₂O absorption chiller by improvement of characteristic equation method. *International Journal of Refrigeration*, 120:420–429, 2020.
- [12] S. Ghatos, M. Taha Janan, and A. Mehdaari. Thermodynamic model of a single stage H₂O-LiBr absorption cooling. *E3S Web Conf.*, 234:00091, 2021.
- [13] T. E. Mindset. Absorption Chiller, how it works. <https://theengineeringmindset.com/absorption-chiller-works/>. Accessed: 2022-06-22.
- [14] M. Pasamontes, J. D. Álvarez, J. L. Guzmán, and M. Berenguel. Hybrid modeling of a solar cooling system. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(17):26 – 31, 2009. 3rd IFAC Conference on Analysis and Design of Hybrid Systems.
- [15] I. M. L. Pataro, J. D. Gil, M. V. Americano da Costa, J. L. Guzmán, and M. Berenguel. A nonlinear control approach for hybrid solar thermal plants based on operational conditions. *Renewable Energy*, 183:114–129, 2022.
- [16] A. Pawlowski, J. L. Guzmán, F. Rodríguez, M. Berenguel, and J. Sánchez. Application of time-series methods to disturbance estimation in predictive control problems. In *2010 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pages 409–414, 2010.



© 2022 by the authors.
Submitted for possible
open access publication
under the terms and conditions of the Creative
Commons Attribution CC-BY-NC 4.0 license
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).