

ASPECTOS SOBRE EL MODELADO Y DISEÑO DE UN SISTEMA DE REFRIGERACIÓN POR ABSORCIÓN ASISTIDO CON ENERGÍA SOLAR

J.R. García Cascales*, F. Vera García*, JM Cano Izquierdo, J.P. Delgado Marín***, R. Martínez Sánchez*****

*Dpto. Ingeniería Térmica y de Fluidos, ETSII, Universidad Politécnica de Cartagena, 30202 Cartagena, Murcia, España, 968 325 991, jr.garcia@upct.es, francisco.vera@upct.es

**Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática, ETSII, Universidad Politécnica de Cartagena, 30202 Cartagena, Murcia, España, josem.cano@upct.es

***Agencia de Gestión de Energía de la Región de Murcia (ARGEM) C/ Pintor Manuel Avellaneda 1, 1ºIzda. 30001 Murcia, España, jpablo.delgado@argem.es, rafael.martinez@argem.es

RESUMEN

En este artículo se estudia el modelado global de un sistema de absorción BrLi-H₂O que satisface las necesidades de climatización de un aula de un centro formación en la localidad murciana de Puerto Lumbreras. Este sistema utiliza un conjunto de colectores solares para satisfacer las necesidades térmicas del generador de vapor de la máquina de absorción. Para la simulación dinámica del sistema se ha utilizado el programa TRNSYS. El local a climatizar se ha modelado utilizando el subprograma de TRNSYS llamado PREBID. En el trabajo se presta especial atención al modelado de la máquina de absorción mediante redes neuronales que posteriormente ha sido implementado en TRNSYS y se plantean algunas conclusiones como consecuencia del estudio realizado.

PALABRAS CLAVE: Modelado de sistemas de absorción, transmisión de calor, energía solar, refrigeración solar, redes neuronales.

ABSTRACT

In this paper, we study the global modelling of an absorption system working with BrLi-H₂O. It satisfies the air-conditioning necessities of a classroom in an educational centre in Puerto Lumbreras, Murcia. This system utilises a set of solar collector to satisfy the thermal necessities of the vapour generator in the absorption system. For the dynamical simulation of the system we have used the TRNSYS software. The air-conditioned place has been modelled by using a TRNSYS module called PREBID. In this work, special attention is paid to the absorption equipment model developed by using neural networks which has been implemented in TRNSYS. The paper is closed drawing some conclusions.

KEYWORDS: Absorption system modelling, heat transfer, solar energy, solar refrigeration, neural networks.

INTRODUCCIÓN

En este trabajo se estudia el modelado de un sistema de absorción de BrLi-H₂O de simple efecto que utiliza energía solar como fuente de energía para separar el refrigerante del absorbente en el generador de vapor y aire como foco caliente para la condensación. El sistema satisface las necesidades de climatización de unas aulas de formación de un Centro Educativo en la localidad de Puerto Lumbreras, Murcia. Para realizar el modelado se ha utilizado el módulo IISIBAT incluido dentro del programa TRNSYS desarrollado por la Universidad de Wisconsin (SEL, 200). Los datos climatológicos del lugar donde está ubicada la instalación han sido caracterizados utilizando los datos proporcionados por el centro del Instituto Nacional de Meteorología en Guadalupe, Murcia. En concreto se han utilizado de una serie de datos de radiación, humedad y temperatura seca de diez años. El sistema no utiliza ninguna fuente de apoyo adicional, cuando el sistema solar es incapaz de proporcionar la energía necesaria al generador de vapor. En este caso las necesidades de climatización del local se satisfacen con una bomba de calor convencional que sustituye a ese sistema de apoyo. Dicho local ha sido modelado utilizando el módulo PREBID. A diferencia de lo planteado en (García-Cascales, 2008), para caracterizar el comportamiento de la máquina de absorción se ha utilizado un modelo basado en una red neuronal que ha sido entrenada y validada utilizando datos disponibles de la instalación.

INSTALACIÓN EXPERIMENTAL

La instalación mencionada está convenientemente instrumentada y se dispone de lecturas de los parámetros característicos del sistema tales como temperaturas, consumos, COP y potencia frigorífica que permitirán comparar con los resultados proporcionados por el modelo. En la Fig. 1 se presenta un esquema de la instalación estudiada.

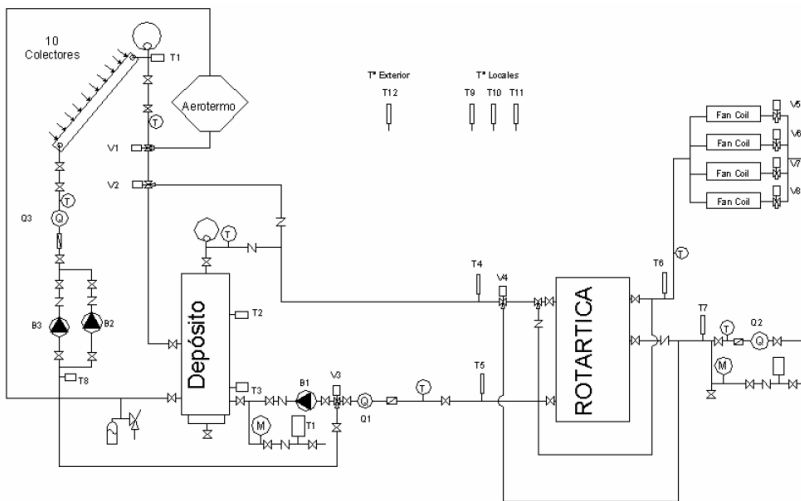


Fig. 1. Esquema de la instalación situada en Puerto Lumbreras

Una vez modelada la máquina de absorción, para el modelado del comportamiento térmico de la instalación se va a tener en cuenta que las características de los demás elementos de la instalación: curvas de rendimiento de los colectores solares térmicos (Isonox II de Isofotón), pérdidas de calor en depósito de acumulación de 1000 l aislado con poliuretano, caudales proporcionados por las bombas, etc.

MODELADO DE LA MÁQUINA DE ABSORCIÓN

Se ha estado registrando datos durante dos años (2006 y 2007) las siguientes variables:

- Caudal de agua que va a los fancoils (circuito de agua fría).
- Caudal de agua que viene del depósito de acumulación (circuito agua del generador de vapor).
- Temperaturas del agua del circuito de agua fría.
- Temperatura del agua del circuito del generador de vapor.
- Temperatura exterior.

Esto ha permitido plantear la utilización de redes neuronales para caracterizar el comportamiento de la máquina de absorción. En esta sección se describe una de las neuronales estudiadas. Ésta ha sido entrenada y posteriormente se ha desarrollado un componente de TRNSYS con el objeto de poder analizar el sistema global.

Las Redes Neuronales Artificiales constituyen una alternativa a la hora de abordar problemas relacionados con la identificación y el control de sistemas dinámicos (Narendra-1992). Entre el prolífico conjunto de modelos de redes que se han propuesto, los sistemas neuro-difusos constituyen un intento de integración de los principios de la lógica y los conjuntos difusos en esquemas de tipo neuronal. De entre los modelos propuestos se ha optado por el modelo FasArt basado en la teoría ART (Adaptive Resonance Theory) y que introduce una interpretación de los modelos neuronales como sistemas FLS (Fuzzy Logic Systems). Los modelos de este tipo se han utilizado en diferentes problemas de identificación y control de procesos donde han demostrado una alta eficiencia (Cano, 2002; Arauzo, 2004).

La arquitectura de FasArt se corresponde con la del modelo Fuzzy ARTMAP (Carpenter, 1992) que viene reflejada en la Fig. 3. Se compone de dos módulos de categorización de tipo Fuzzy ART relacionados entre sí mediante una memoria asociativa (Mapa Inter-ART). En la fase de aprendizaje se aportan a la red el vector de entrada **a** y su salida asociada (deseada) **b**. En la fase de test, la red proporcionará la salida.

El algoritmo que describe el funcionamiento de FasArt se basa en establecer una relación entre la función de activación de las unidades del nivel F2 de los módulos Fuzzy-ART y una función de pertenencia a un conjunto difuso que queda definido como clase difusa asociada a dicha unidad. La forma de esta función de activación-pertenencia queda determinada por los pesos asociados a cada una de las unidades de acuerdo con la Fig. 4. El aprendizaje en los módulos ART modifica los pesos asociados a la unidad activada de acuerdo con el valor de la entrada que la ha activado (aprendizaje por matching). En el caso de los pesos de las unidades del Mapa Inter-Art, el aprendizaje se realiza basándose en el principio de máxima generalidad con mínimo error de predicción, que se implementa mediante el mecanismo de reset Inter-ART, permite definir las relaciones entre las clases (conjuntos difusos)

generadas en el módulo ART-a (antecedentes de las reglas difusas) y las generadas en ART-b (consecuentes).

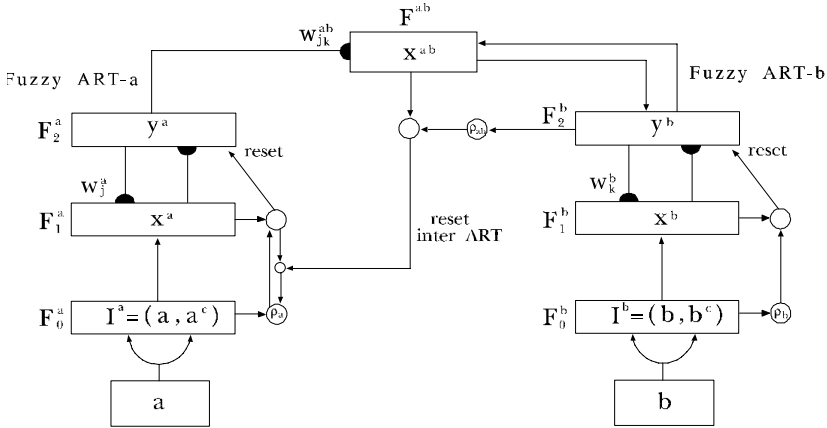


Fig. 3 : Arquitectura Fuzzy ARTMAP

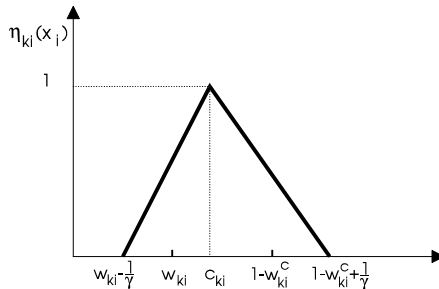


Fig. 4: Función de activación-pertenencia en el modelo FasArt

Las características particulares de FasArt permiten que esta optimización se haga de forma local, involucrando sólo a las unidades asociadas a las reglas difusas que se activan ante la entrada a aprender. Este mecanismo permite mantener características de aprendizaje incremental evitando los problemas de olvido catastrófico asociados a los modelos neuronales basados en minimización matemática del error. Este aprendizaje no modifica la estructura básica del modelo FasArt y, por lo tanto, se mantiene la doble interpretación como red neuronal de tipo ART y como sistema lógico difuso FLS.

Para la fase de entrenamiento se ha proporcionado al modelo FasArt los datos correspondientes a los meses de junio, julio y agosto de 2006 y junio, julio y septiembre de 2007. Para la fase de validación se han utilizado los datos correspondientes al mes de septiembre de 2006.

De los datos registrados en la instalación de absorción, a la red neuronal se le han suministrado para la fase de entrenamiento los datos que se considera que influyen en mayor o menor medida en el comportamiento de la máquina, éstos son:

- Temperatura de entrada, T_{ci} y caudal del circuito de climatización m_c (evaporador).
- Temperatura de entrada T_{ai} y caudal del circuito de acumulación m_a (generador de vapor).
- Temperatura ambiente T_{amb} .

Por lo tanto el vector de aprendizaje, que se introduce en el módulo ART-a de la arquitectura, viene definido como $\mathbf{a}=(T_{ci}, m_c, T_{ai}, m_a, T_{amb})$.

Para la supervisión, en la fase de aprendizaje, se le han de suministrar los valores de salida de temperatura que proporciona la máquina en estas condiciones tanto en el circuito de climatización T_{co} como en el circuito de acumulación T_{ao} y el COP. Estos serán los valores a introducir en el módulo ART-b de la arquitectura.

En la fase de test, la red proporcionará las predicciones para estos valores (T_{co} , T_{ao} , COP). Los resultados obtenidos en la fase de validación para las variables de interés (temperatura del agua de salida de la máquina de absorción hacia los fan coils y temperatura del fluido de salida de la máquina hacia el depósito de acumulación)son los recogidos en la Fig. 5.

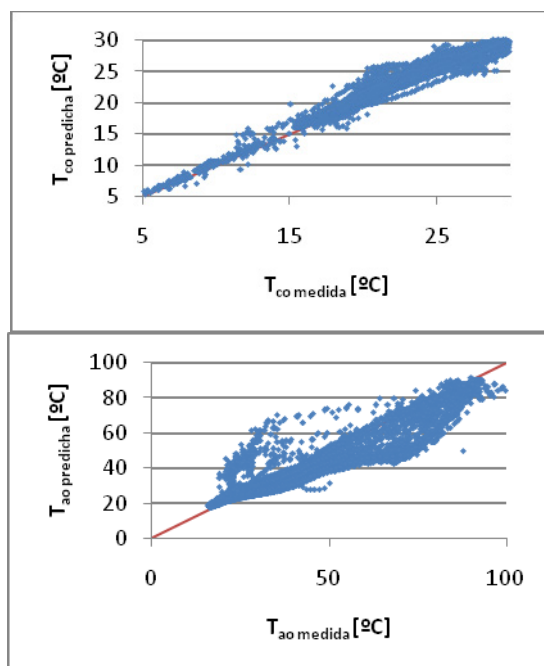


Fig 5. Comparación entre los resultados medidos y los predichos por la red neuronal

CONCLUSIONES

Se ha desarrollado un modelo para caracterizar el comportamiento de una máquina de absorción basado en redes neuronales, de forma que tras proporcionarle la temperatura

exterior y los caudales y las temperaturas de entrada del fluido frío y del fluido que viene del sistema de acumulación, él nos proporciona las temperaturas de salida. Para ello en la fase de entrenamiento se han tenido en cuenta series de medidas de las variables más importantes de la instalación, obtenidas durante los años 2006 y 2007. El modelo desarrollado ha sido implementado en TRNSYS para utilizarlo en el modelado de sistemas que incorporen este tipo de máquinas. Aunque los resultados son satisfactorios, se está trabajando en la mejora del modelo utilizando otro tipo de redes neuronales, en concreto FasBack que introduce también aprendizaje basado en la optimización mediante la minimización del error de predicción. Concluimos así, que si bien los valores de las temperaturas se consideran suficientemente válidos, los valores del COP no son especialmente buenos. Estas nuevas mejoras, su incorporación a TRNSYS y su utilización en la etapa de modelado será objeto de una publicación posterior.

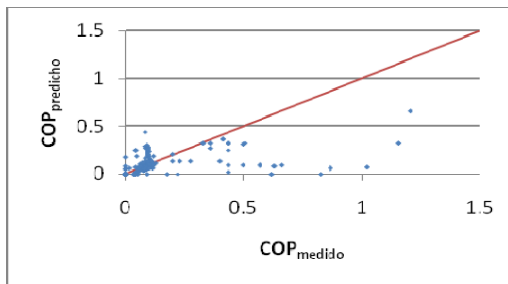


Fig. 6. Valores del COP obtenidos en la etapa de validación

REFERENCIAS

- Araúzo, M., Cano-Izquierdo, J., Gómez-Sánchez, E. López, M., Dimitriadis, Y. López, J., (2004) "Automatization of a Penicillin Production Process with Soft Sensors and a Adaptive Controller Based on Neuro Fuzzy Systems", *Control Engineering Practice*, Vol. 12, pp:1073-1090.
- Cano-Izquierdo, J., Gómez-Sánchez, E., Dimitriadis, Y., López, J., (2001) "Learning from noisy information in FasArt and FasBack neuro-fuzzy systems" , *Neural Networks*, Vol.7(3), pp:407-425.
- Carpenter, G., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J., (1992) "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, pp: 698-713.
- Castro, J., Delgado, M. (1996) "Fuzzy systems with defuzzification are universal approximators". *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 26(1):149-152.
- García Cascales, JR, Vera García, F, Delgado Marín, JP, Martínez Sánchez, R, (2008) Modelado de un sistema de refrigeración por absorción asistido con energía solar, XVII Congreso Nacional de Ingeniería Mecánica, Gijón, Asturias, 14-15 de febrero.
- SEL (2000), *Manual de TRNSYS 15, A transient system simulation program*, Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin, Madison, USA.
- Narendra, K., Parthasarathy, K., (1990) "Identification and Control of Dynamical Systems using Neural Networks", *IEEE Transactions in Neural Networks*, Vol. 1(1), pp:4-27.