XXI Simposio CEA de Control Inteligente
24-26 de junio de 2026, Salamanca

Predictor neuroborroso de carga de refrigerante en sistema de frio industrial

Colunga, J.H., Rouzbehi, K., Escaño, J.M.*

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. Escuela Técnica Superior de Ingeniería. Universidad de Sevilla. Camino de los Descubrimientos, s/n, 41092, Sevilla, España.

To cite this article: Colunga, J.H., Rouzbehi, K., Escaño, J.M. 2026. Neuro-fuzzy refrigerant charge predictor for industrial cooling systems. XXI Simposio CEA de Control Inteligente, Salamanca (Spain), 2026.

Resumen

Este trabajo presenta un predictor de sub-carga de refrigerante en unidades de techo (RTU) para sistemas de climatización industrial y comercial, basado en un sistema de inferencia neuro-borroso adaptativo (ANFIS). Las entradas del modelo proceden de sensores accesibles nativamente mediante el protocolo Modbus, evitando instrumentación adicional. La selección de variables se realizó mediante análisis de varianza unidireccional (ANOVA), identificando seis medidas de alta relevancia estadística. El modelo se entrenó combinando datos simulados (NREL) y de campo (Connecticut), obteniendo RMSE = 15 % y MAE = 10,8 % sobre datos reales. Los resultados preliminares demuestran la viabilidad del enfoque para la estimación continua del nivel de carga sin sensores adicionales.

Palabras clave: Detección de fallos, diagnóstico de fallos, lógica borrosa, sistemas HVAC, mantenimiento predictivo, identificación de sistemas

Neuro-fuzzy refrigerant charge predictor for industrial cooling systems

Abstract

This paper presents a refrigerant undercharge predictor for rooftop units (RTU) used in industrial and commercial air conditioning, based on an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Model inputs are derived from sensors natively accessible via the Modbus protocol, requiring no additional instrumentation. Feature selection was performed using one-way ANOVA, identifying six statistically relevant measurements. The model was trained on a combination of simulated (NREL) and field (Connecticut) data, achieving RMSE = 15 % and MAE = 10.8 % on real-world data. Preliminary results demonstrate the feasibility of continuous undercharge estimation using only standard Modbus-accessible sensors.

Keywords: Fault detection, fault diagnosis, fuzzy logic, HVAC systems, predictive maintenance, system identification

1. Introducción

La utilización de sistemas de aire acondicionado compacto o de tipo paquete – Roof Top Units (RTU) – de acuerdo con U.S. Energy Information Administration (2018) es muy común para enfriamiento de edificios comerciales o naves industriales, especialmente en ecosistemas cálidos, y según Wichman and Braun (2009) pueden representar hasta un 40 % del consumo energético total del edificio. Una de las fallas mas prevalentes en este tipo de sistemas compactos (RTUs) es la sub-carga de refrigerante en el sistema – cuando la carga del refrigerante cae por debajo de los niveles establecidos por el fabricante debido a fugas en el sistema. Se puede ver hasta un 50 % de equipos operando fuera de niveles óptimos en el campo, donde incluso un 10 % de sub-carga puede representar una pérdida de eficiencia de hasta 8 %, según Kim and Braun (2010).

El mantenimiento tradicional se basa en itinerarios preventivos trimestrales o semestrales, sin que se tenga información sobre posibles fallas entre estos periodos Katipamula and Brambley (2005). Las unidades de RTU comerciales disponen cada

*Autor para correspondencia: jescano@us.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

vez más de información de sensores a través de protocolo de comunicación Modbus, creando una oportunidad de usar los datos para diagnóstico de los equipos Modbus Organization (2012).

Este trabajo contempla el uso de datos de unidades RTU disponibles mediante Modbus como alimentación a un sistema de detección y diagnóstico de fallas (Fault Detection and Diagnostics FDD) basado en un modelo de inferencia neuro-borroso adaptativo (ANFIS).

2. Descripción del conjunto de datos

Este análisis utiliza el conjunto de datos, públicamente disponibles, Lawrence Berkeley National Laboratory (LBNL) Fault Detection and Diagnostics Dataset for Rooftop Units, en el cual se incluyen tres clases de datos: experimentales (ORNL), de campo (Connecticut) y simulados (NREL) mediante Modelica-Spawn y Energy Plus. Los datos simulados corresponden a una RTU Trane con compresor de dos etapas, modelada en Modelica y acoplada a un edificio de una zona en EnergyPlus. Simulaciones de 100 dias con resolución de 1 minuto para cada escenario de falla.

Tabla 1: Especificaciones del conjunto de datos de sub-carga tomados de NREL Modelica

Fichero	Nivel de Carga	Datos
1	100 %	144,000
2	100 % - 10 %	144,000
3	100 % - 15 %	144,000
4	100 % - 20 %	144,000

Datos reales tomados por un grupo de investigación de la Universidad de Connecticut. Para este análisis se toma el sitio 2, una unidad RTU de 10 ton en Colchester, CT. La sub-carga representa una pérdida del 40 %.

Tabla 2: Especificaciones del conjunto de datos de sub-carga tomados en campo (sitio 2).

Fichero	Nivel de Carga	Datos
5	100 %	73,099
6	100 % - 40 %	41,522

Los controladores integrados de las RTUs exponen nativamente, a través de Modbus, variables críticas como temperaturas de aire exterior, retorno y descarga, consumo eléctrico del compresor y consignas de capacidad Trane Technologies (2023). Esta disponibilidad elimina la necesidad de instrumentación adicional y permite el filtrado físico previo (e.g., exclusión de datos con compresor inactivo) antes del análisis estadístico.

3. Metodología

La preparación de los datos siguió cuatro principales acciones. Primero, se eliminan todos los registros en los que el compresor está apagado, considerando `RTU_STG_STA` $\leq 0{,}1$ para los datos simulados y `RTU_COMP_WATT` ≤ 10 W para los reales. En el segundo paso se eliminan los registros vacíos o nulos. Para el tercer paso, los datos se normalizan mediante el método min-max. El cuarto paso se obtiene una muestra aleatoria de $2,000$ entradas por fichero, escogidas aleatoriamente y sin reemplazo para obtener un conjunto de datos de entrenamiento balanceado.

La selección de valores de medición se realizó mediante un análisis de varianza unidireccional (ANOVA), una técnica estadística estándar para determinar si las medias de una variable continua – en este caso un valor de medición – difieren significativamente entre grupos discretos – en este caso un grupo es un fichero de nivel de carga. Montgomery (2017).

El estadístico F de ANOVA se define como la relación entre la varianza entre grupos y la varianza dentro de los grupos: $F = \dfrac{MS_A}{MS_W}$, donde MS_A es el cuadrado medio entre grupos (señal) y MS_W es el cuadrado medio dentro de los grupos (ruido). Un estadístico F elevado indica que el valor del sensor cambia sistemáticamente con el nivel de carga. Se prefirió sobre la correlación de Pearson porque la variable de salida es discreta y la varianza meteorológica domina la señal en análisis globales de conjuntos HVAC multifuente Schein (2003).

Solo se incluyeron en el ANOVA las filas con el compresor activo, y solo se consideraron como entradas del modelo los sensores etiquetados como accesibles por Modbus.

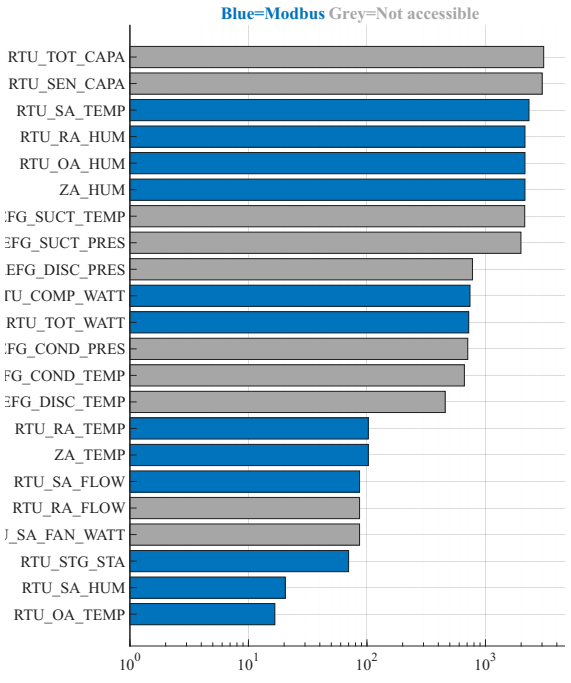


Figura 1: Resultados del estadístico F de ANOVA.

Un criterio secundario requirió la no redundancia: sensores co-lineales (e.g., `ZA_HUM`, `OA_HUM`, `RA_HUM`) se consolidaron en el representante de mayor rango. Las seis variables seleccionadas fueron: `RTU_SA_TEMP` ($F = 2329$), `RTU_RA_HUM` (2154), `RTU_COMP_WATT` (740), `RTU_RA_TEMP` (103), `RTU_SA_HUM` (20) y `RTU_OA_TEMP` (17).

Como predictor se ha usado un modelo neuroborroso ANFIS. El modelo se inicializó mediante partición en malla (grid partitioning) con 2 funciones de pertenencia campaniformes generalizadas (gbellmf) por cada entrada, lo que generó $2^6 = 64$

reglas. Se seleccionó la partición en malla (grid partitioning) tras comparación empírica con el agrupamiento sustractivo. La estructura de Takagi-Sugeno produce una salida nítida (crisp) que representa el porcentaje de descarga de refrigerante predicho.

Un desafío metodológico es la disponibilidad limitada de datos de fallos en condiciones reales, anteriormente descritas como mediciones en campo. Los datos de campo solo cubren dos niveles (0 % y 40 %), insuficientes para entrenar una curva continua. La estrategia adoptada combina datos simulados (0 %, 10 %, 15 %, 20 %) con los datos de campo reales (0 %, 40 %) en un único conjunto de entrenamiento, tras aplicar la normalización calculada sobre el conjunto de datos combinado.

Los datos de las muestras aleatorias de entrenamiento están estratificados: el 80 % de cada nivel de carga se asigna al entrenamiento y el 20 % al conjunto de comprobación (check set).

El entrenamiento utilizó el algoritmo de aprendizaje híbrido estándar de ANFIS: retropropagación (backpropagation) para los parámetros (formas de las funciones de pertenencia) y estimación de mínimos cuadrados para los parámetros del consecuente (funciones de salida lineales). El conjunto de comprobación (check set) balanceado se utilizó como conjunto de validación para la parada temprana (early stopping), reteniendo el estado óptimo del modelo (snapshot) asociado al mínimo RMSE de validación. El entrenamiento se llevó a cabo durante 85 épocas.

4. Resultados preliminares y discusión

La Figura 2 muestra la dispersión de las predicciones por nivel de carga. El modelo sigue la diagonal para los niveles simulados (0–20 %), con mayor dispersión en el nivel de campo (40 %).

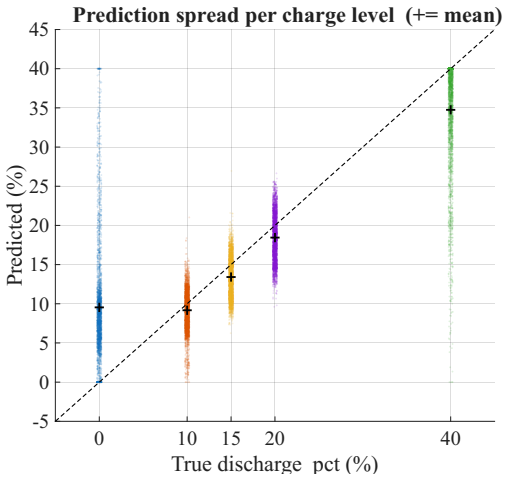


Figura 2: Dispersión de predicción por nivel de carga (cruz = media).

La Figura 3 recoge la distribución del error sobre datos reales. El sesgo positivo de +9,7 % indica tendencia a sobreestimar la pérdida de carga, atribuible al desajuste de dominio entre datos simulados y de campo: las condiciones meteorológicas del dataset de Connecticut difieren de las contempladas en las simulaciones NREL. La dispersión es mayor en los niveles intermedios (10–20 %), ya que los datos reales únicamente cubren niveles de 0 % y 40 %.

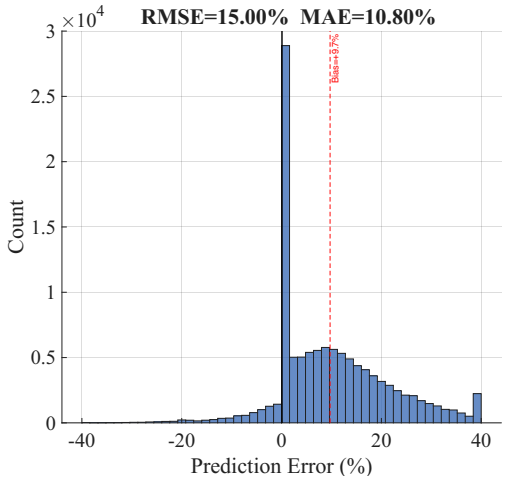


Figura 3: Distribución del error sobre datos reales (RMSE = 15 %, MAE = 10,8 %, sesgo = +9,7 %).

5. Conclusiones

Este trabajo demuestra que un predictor ANFIS alimentado con medidas accesibles por Modbus puede estimar el porcentaje de sub-carga de refrigerante en RTUs sin instrumentación adicional. Los resultados preliminares son prometedores aunque muestran sesgo sistemático ligado al desajuste entre dominios de datos. Como trabajo futuro se contemplan: (i) técnicas de adaptación de dominio para reducir el sesgo; (ii) validación en un mayor número de sitios de campo; y (iii) integración del predictor en un sistema FDD completo para su despliegue en tiempo real mediante Modbus.

Agradecimientos

Este trabajo ha recibido financiación del proyecto PID2022-142069OB-I00, financiado por MCIN /AEI /10.13039/501100011033 /FE-DER, UE y de la Cátedra de Inteligencia Artificial US - Google TSI-100930-2023-2, financiado por Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital.

Referencias

Katipamula, S., Brambley, M. R., 2005. Methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems—a review, part 1. HVAC&R Research 11 (1), 3–25.
DOI: 10.1080/10789669.2005.10391123

Kim, W., Braun, J. E., 2010. Evaluation of a virtual refrigerant charge sensor. In: International Refrigeration and Air Conditioning Conference. Purdue e-Pubs.

Modbus Organization, 4 2012. Modbus Application Protocol Specification V1.1b3. Modbus Organization, Inc., available at http://www.modbus.org.

Montgomery, D. C., 2017. Design and Analysis of Experiments, 9th Edition. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.

Schein, J., 2003. Application of control charts for detecting faults in variable-air-volume boxes. ASHRAE Journal.
URL: https://tsapps.nist.gov/publication/get_pdf.cfm?pub_id=860893

Trane Technologies, 2023. Symbio 700 Controller for Odyssey Split Systems: Product and Applications Guide. Trane, Air Conditioning Systems and Services, Davidson, NC.

U.S. Energy Information Administration, 2018. Commercial buildings energy consumption survey (cbecs). Tech. rep., U.S. Department of Energy, Washington, D.C.

Wichman, A., Braun, J. E., 2009. Fault detection and diagnostics for commercial cooling and heating equipment. HVAC&R Research 15 (1), 47–67.