

# **APLICACIÓN DE LA COMBINACIÓN DE TÉCNICAS MULTIDIMENSIONALES DE AJUSTE Y REDES NEURONALES A LA MODELIZACIÓN DE LA TEMPERATURA EN UN HORNO ELÉCTRICO DE ARCO**

M. T. Rodríguez<sup>1</sup>; C. Menéndez<sup>1</sup>; V. Álvarez<sup>2</sup>; J.L. R. Vigil

<sup>1</sup> UNIVERSIDAD DE OVIEDO. Área de Matemática Aplicada

<sup>2</sup> UNIVERSIDAD DE OVIEDO. Área de Proyectos de Ingeniería

<sup>3</sup> ACERALIA. Investigación e innovación.

## **RESUMEN**

Los estrictos requerimientos de productividad y calidad en las acerías convierten el control del proceso en los hornos eléctricos de arco en una tarea de gran complejidad. Tradicionalmente el control de las operaciones se viene realizando mediante el uso de modelos matemáticos energéticos simplificados. Sin embargo, estos modelos utilizan en su formulación parámetros difíciles y costosos de medir (composición y volumen de gases, peso de acero residente en el horno).

Las técnicas basadas en datos, capaces de encontrar relaciones desconocidas entre variables resultan una herramienta útil para la modelización de este tipo de problemas. En esta comunicación se presenta la reingeniería del proceso de control de la temperatura en un horno de fusión mediante un modelo híbrido basado en la combinación de diferentes técnicas inteligentes: algoritmos genéticos, redes neuronales y técnicas de ajustes multidimensionales adaptativos, capaz de predecir la temperatura del baño durante la fase final del proceso.

En la modelización se han incluido datos relacionados con el ruido emitido por el horno durante el proceso, en orden de caracterizar datos cualitativos de la colada. El modelo se ha probado exitosamente en las instalaciones de la Acería Compacta de Bizcaia (ACB, Sestao), disminuyendo el número de tomas de temperatura y minimizando el consumo energético.

## ABSTRACT

The high requirements of productivity and quality in the steel shops, makes the control of the process in electric arc furnaces a very complex task. Traditionally the control of the process has been done using mathematical energetic models simplified. However, this approximation presents several difficulties as there are many parameters difficult (and expensive) to meter as gas composition and volumes or the weight of the hot metal resident in the furnace. This is the kind of problem where data based methods as neural networks or multivariate statistical techniques can afford their ability to model relations with unknown formulation. In this paper an hybrid model based in the combination of intelligent techniques (genetic algorithms, neural networks and multivariate adaptive techniques) is presented, applied to the prediction of bath temperature at the end of refining phase. The model is able to predict with accuracy the bath temperature during the end of the refining phase. Noise data of the furnace has been included in the modelling in order to characterise the condition monitoring of the heat. The model has been tested successfully in the EAF of the steel shop ACB (placed in Sestao, Spain), getting an improvement about the number of bath temperatures taken and decreasing the electric energy consumption.

## 1. INTRODUCCIÓN

La transformación de la materia prima constituida por chatarra y prerreducidos en acero, se realiza en el horno eléctrico mediante un proceso de fusión. Tras levantar la bóveda del horno, la chatarra es introducida mediante el uso de una cesta. Si el volumen de la chatarra es superior a la capacidad del horno, la alimentación de la chatarra se realiza en dos fases. Una vez introducida la chatarra en el horno eléctrico, éste se cierra y se hace saltar el arco eléctrico para fundir la chatarra. En cuanto se observa la aparición de líquido se procede a la alimentación de cal y prerreducidos (HBI). Con objeto de aumentar el rendimiento metálico de la colada, se procede a la formación de escoria espumosa, para lo que se inyecta carbono en polvo y oxígeno ayudándose de lanzas. El final

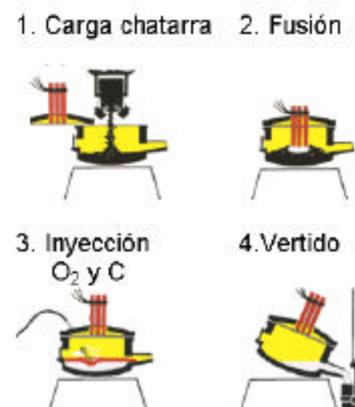


Figura 1: Esquema del proceso de un EAF

del proceso se alcanza cuando la colada tiene unos bajos contenidos de oxígeno y carbono, y se encuentra a una temperatura adecuada (alrededor de 1620 °C).

Las variables que influyen en este proceso son numerosas siendo difícil la determinación de las condiciones óptimas para la finalización del proceso. En la actualidad, esta decisión se toma de forma cualitativa siendo necesaria la toma de varias muestras de temperatura. La correcta estimación de la temperatura del baño es una herramienta muy útil para el operario para la toma de la decisión de finalización del proceso, disminuyendo los riesgos inherentes a la toma de medidas así como las pérdidas energéticas.

Tradicionalmente el control de las operaciones realizadas en el horno eléctrico se basa en simplificaciones de modelos matemáticos energéticos. Sin embargo, estas técnicas no resultan adecuadas puesto que:

- aunque se tiene un modelo matemático parcial del proceso, la influencia de la dinámica no modelada en la calidad de actuación es significativa y no puede ser despreciada,
- sólo una parte de la información del proceso se encuentra disponible en forma cuantitativa, mientras que el resto de la información, es asequible únicamente en forma cualitativa,
- los datos que se obtienen del proceso son incompletos y/o imprecisos.

En situaciones tales como éstas, los métodos basados en datos resultan más adecuados para la modelización del problema que las metodologías tradicionales.

En este artículo se presentan los resultados y técnicas utilizadas durante la modelización de un horno eléctrico de arco situado en las instalaciones de ACB-ACERALIA (Sestao). Este horno ha sido sometido a un proceso de remodelización durante el desarrollo del trabajo, por lo que ha sido sometido a numerosos cambios. Por este motivo se ha procedido a realizar un primer modelo utilizando como base de trabajo otro horno de similares características, generalizando los resultados obtenidos y adaptándolos a las características del nuevo horno remodelado.

Las variables utilizadas durante el desarrollo del trabajo han sido extraídas tanto de variables clásicas, ya utilizadas en formulaciones matemáticas existentes del proceso, como de variables relacionadas con el ruido emitido por el horno. Las variables del ruido aportan información cualitativa relativa al proceso de formación de escoria espumosa, habiéndose encontrado en varias investigaciones desarrolladas en este campo, importantes conexiones entre las frecuencias de ruido

bajas (100-150 Hz) y la formación de escoria espumosa. En el presente trabajo el estudio de la influencia de ruido ha sido ampliado, considerando un rango de frecuencias comprendido entre 0-20000 Hz, con el objetivo de realizar un estudio detallado de la influencia de las frecuencias altas.

## 2. INFLUENCIA DEL RUIDO

Para el estudio de la influencia del ruido sobre el control del proceso, se establecieron parámetros de valoración de las coladas seleccionando dos grupos: coladas valoradas como buenas y coladas valoradas como malas.

Sobre cada uno de estos grupos se realizaron estudios comparativos, estableciendo relaciones entre eventos y el nivel de ruido existente. Este comportamiento fue estudiado para frecuencias de distintos niveles, seleccionados mediante un muestreo estratificado.

Los estudios realizados confirmaron la relevancia de las frecuencias bajas (comprendidas entre 100-150 Hz) para el control del proceso, pero mostraron también como relevantes las frecuencias altas (8000-10000 Hz). Así por ejemplo, fallos de proceso como la no inyección de C se detectaron de forma clara con las frecuencias altas.

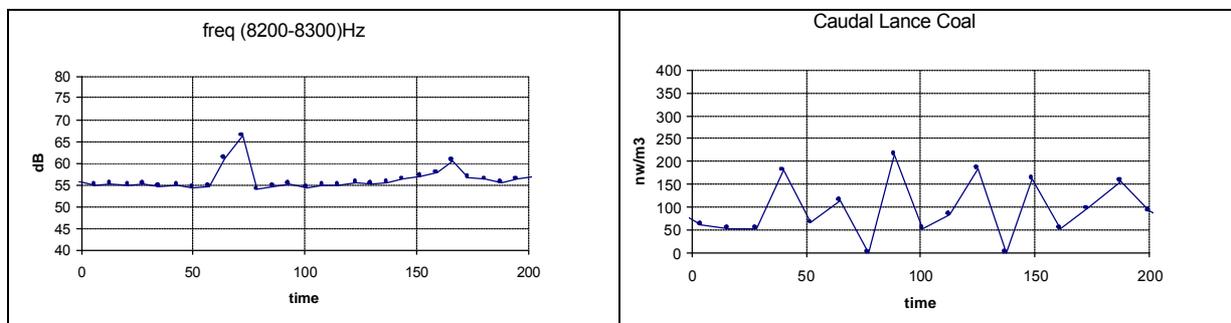


Figura 2: Detección con el nivel de ruido en frecuencias altas la no inyección de C

## 3. MODELO DE TEMPERATURA

La modelización de la temperatura es un proceso iterativo e interactivo, que consta de los siguientes pasos:

1. Selección , limpieza y preprocesado de datos.
2. Métodos de transformación y proyección que permiten reducir la dimensionalidad del problema (número de variables y número de datos)

3. Utilización de diferentes técnicas inteligentes (redes neuronales y técnicas de ajustes adaptativos multidimensionales) para la búsqueda de las estructuras de los datos y optimización de los parámetros.
4. Interpretación y verificación de resultados

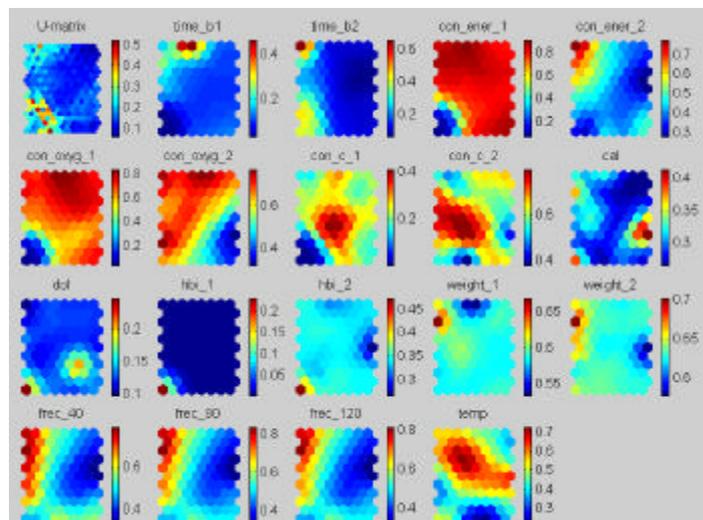
Estos pasos se repiten en múltiples iteraciones, integrando el conocimiento experto de los operarios sobre el proceso, los resultados obtenidos durante el estudio de la influencia del ruido y el nuevo conocimiento adquirido durante el proceso iterativo.

Durante la fase de análisis del problema se detectaron diversas medidas de temperatura incoherentes con los procesos físicos. Así por ejemplo, se encontraron registros de temperaturas de la misma colada con temperaturas mucho más altas que las medidas tomadas previamente, sin haber suministrado ningún tipo de energía. Estos datos incorrectos pueden ser debidos a varias causas: error en la medida del pirómetro, inserción incorrecta en la base de datos o no homogeneidad de la temperatura del baño.

Para solucionar el problema se ha invertido un gran esfuerzo durante la investigación, determinando diseñar un filtro de datos eficaz. El filtro de datos se ha basado en la evolución temporal de las temperaturas y en la utilización de una fórmula energética matemática optimizada mediante estrategias evolutivas a los datos del proceso.

Una selección previa de variables relevantes en el proceso se realizó utilizando métodos clásicos (técnicas estadísticas, de visualización y análisis multivariante), así como redes neuronales de mapas autoorganizados (SOM).

Con esta selección previa se logró realizar una reducción de dimensionalidad de más de 400 variables a 50 variables.

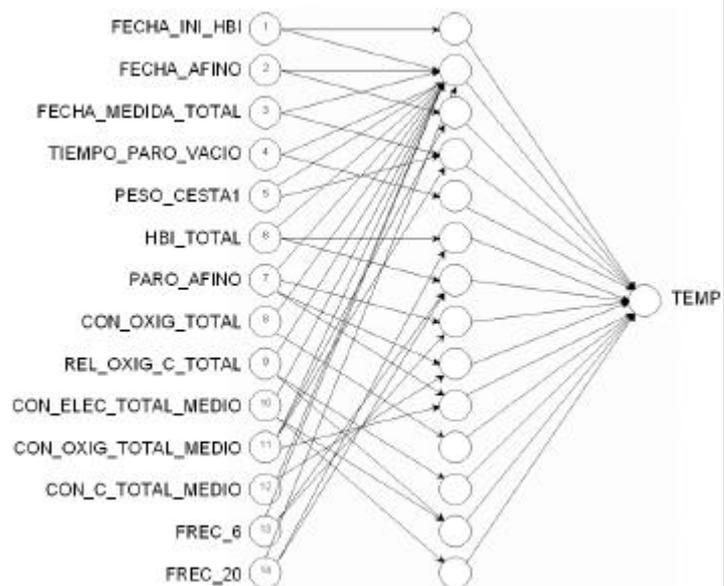


**Figura 3: Mapa SOM de algunas de las variables consideradas durante el desarrollo modelo. Observándose la relación existente entre los 3 campos frecuenciales y el consumo eléctrico**

La selección final de variables, así como la construcción final del modelo se realizó utilizando una modificación (APIMARS) del algoritmo MARS desarrollado por Friedman en 1991, desarrollando una estrategia de poda iterativa de variables.

Esta estrategia consiste en la aplicación del algoritmo APIMARS a diferentes conjuntos de datos seleccionados aleatoriamente, y la eliminación de las variables consideradas como no relevantes por los diferentes modelos construidos. Este proceso se repite de forma iterativa hasta conseguir la mejor combinación de variables.

Así el modelo final obtenido (14 variables), utiliza como variables de entrada variables relativas a tiempos de control de diferentes fases del proyecto (tiempo de inicio de adición de HBI, tiempo de inicio de la fase de afino, tiempo de medida de la temperatura), peso de las adiciones realizadas al horno (chatarra, cal, dolomía y HBI), consumos eléctricos, de oxígeno, carbono y gas acumulados durante la colada hasta la medida de la temperatura, tiempos de paro durante el proceso y frecuencias medias de sonido durante la fase de afino (bajas y altas)



**Figura 4: Arquitectura del modelo final**

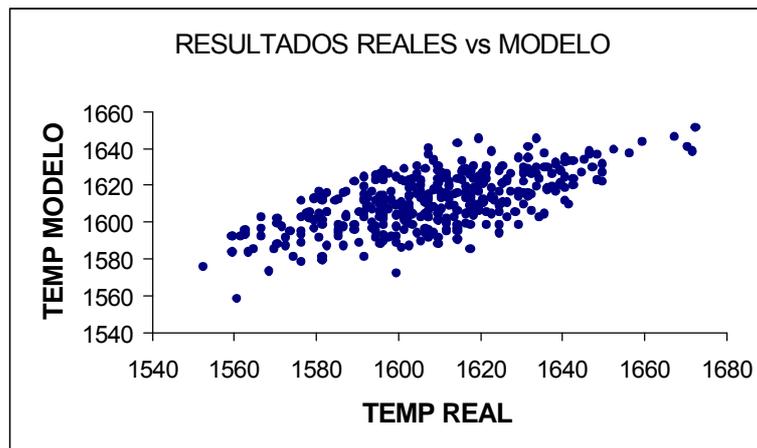
#### 4. RESULTADOS

El modelo final se compone de los siguientes pasos:

1. Filtrado de patrones incorrectos (datos fuera de rango, evolución incorrecta de la temperatura en el tiempo)
2. Aplicación de la fórmula metalúrgica modificada mediante algoritmos genéticos.
3. Filtrado de los datos con grandes diferencias entre el valor estimado por la fórmula y el valor real.

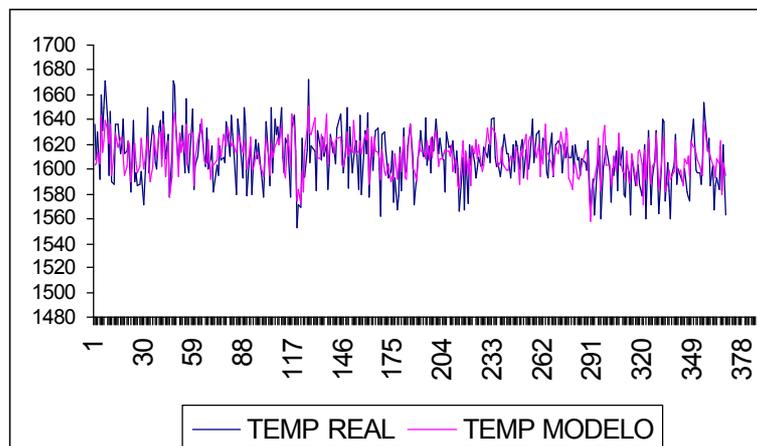
4. Selección mediante técnicas SOM de las variables candidatas a formar parte del modelo final
5. Aplicación iterativa de una estrategia de poda de variables con el algoritmo APIMARS.

Los resultados obtenidos para los patrones de prueba tienen un 85% de aciertos para un error de 25°C (error relativo 15%):



**Figura 5: Representación de la temperatura real frente a la temperatura estimada por el modelo**

Siendo el modelo capaz de detectar los picos correspondientes a temperaturas extremadamente altas o bajas:



**Figura 6: Evolución para los patrones de test de la temperatura real y la temperatura predicha por el modelo**

Estos resultados mejoran a un 93% de aciertos cuando se elimina la 1ª medida de temperatura tomada al baño, siendo esta la medida que presenta un mayor ruido debido a la no uniformidad del baño.

## 5. CONCLUSIONES

Durante el presente trabajo se han extraído las siguientes conclusiones:

1. Influencia del nivel del sonido para un mejor control del proceso de formación de escoria espumosa y la predicción del baño, siendo especialmente relevantes las frecuencias bajas (150 Hz) y las frecuencias altas (8000 Hz)
2. Desarrollo de un sistema de filtrado capaz de detectar medidas incorrectas en la temperatura
3. Creación de un modelo híbrido construido a partir de varias técnicas de inteligencia artificial, que a partir de la combinación de variables de proceso y del nivel del ruido, predice la temperatura con una precisión de 25°C para un 93% de los casos probados.

Los resultados muestran de nuevo la aplicabilidad de este tipo de técnicas para hacer reingeniería de procesos especialmente en los casos en los que las relaciones son complejas y desconocidas.

En trabajos futuros, el modelo de la temperatura será afinado con la adquisición de nuevos datos y la posible consideración de nuevas variables.

## 6. REFERENCIAS

- C. MARIQUE, P. NYSSSEN, P. SALAMONE, 1999: *On-line Control of the Foamy Slag in EAF*. 6<sup>th</sup> European Electric Steel making Conference, p.154-161
- I. CHAN, N. MARGOLIS, 2002: *Opportunities for Reducing Steelmaking Energy Use*. Iron & Steelmaker
- JEROME H. FRIEDMAN, 1991: *Multivariate Adaptive Regression Splines*. The Annals of Statistics, Vol. 19, No.1, 1-141
- RENDUELES VIGIL J. L., GONZÁLEZ J. A., ORTEGA FERNÁNDEZ F., RODRÍGUEZ MONTEQUÍN M. T., FERNÁNDEZ A., 2002: *Temperature modelling for eaf using hybrid methods and noise influence*. Proceedings of the 7<sup>th</sup> European Electric Steelmaking
- ROBERT A. HEARD, JEAN-LUC ROTH, 1998: *Optimizing energy in electric furnace steelmaking*, AISE

## CORRESPONDENCIA

M<sup>a</sup> Teresa Rodríguez Montequín

Área de Matemática Aplicada. UNIVERSIDAD DE OVIEDO  
C/ Independencia, 13 33004, Oviedo, ASTURIAS (Spain)  
Tfno: (+33) 985 10 42 72 Fax: (+33) 985 10 42 56  
e-mail: [mayte@api.uniovi.es](mailto:mayte@api.uniovi.es)