

SULFUR CONTENT MODELLING FOR LIQUID STEEL IN THE ELECTRIC ARC FURNACE

Arnedo-Piqueras, L.¹; Gutiérrez-López, J. L.²; Martínez-Martínez, L.²;
González-Marcos, A.²

¹ Ingeniería e Innovación, S.L., ² Universidad de La Rioja

This work presents the use of techniques and data mining tools for the modelling of the chemical composition of molten steel at the beginning steps of production, in order to take over the electric arc furnace (EAF) process. More specifically, the goal of this work is to model the sulfur content of next heats according to their scrap composition and other operating rules. Unfortunately there are different disturbing factors, such as very noisy environment with high degree of uncertainty for initial composition of scrap type and chemical composition of each type of scrap.

Keywords: *EAF; Molten Steel; Sulfur Content*

ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO EN AZUFRE EN EL HORNO DE ARCO ELÉCTRICO

En este trabajo se presenta la utilización de técnicas y herramientas de minería de datos para la predicción de la composición química del acero fundido en las etapas iniciales de producción del mismo, con el fin de controlar el proceso del horno de arco eléctrico (EAF). Más concretamente, el objetivo de este trabajo es modelar el contenido de azufre de las coladas en función de la chatarra y parámetros de proceso. Algunos de los problemas que se plantean en este estudio son los diferentes factores perturbadores existentes, tales como un entorno muy ruidoso, con un elevado grado de incertidumbre en la composición inicial y en la composición química de cada tipo de chatarra.

Palabras clave: *EAF; Acero Líquido; Azufre*

1. Introducción

El proceso de producción de acero mediante la utilización de un horno de arco eléctrico (Electric Arc Furnace, EAF) se ha convertido en uno de los principales métodos de producción de acero a nivel mundial (Blachnik et al., 2010). Esto es debido, en parte, a que este proceso utiliza principalmente chatarra, siendo los recursos naturales de metal cada vez más escasos y caros. Otra ventaja de este proceso es que es más rápido que cualquier otro método de producción de acero.

El proceso de producción de acero mediante EAF se compone de tres fases: la fase de fusión, la de afino oxidante y la fase de afino reductor.

1. Fusión.

En esta fase, la chatarra se introduce en lotes –cestas– en el EAF, junto con aditivos y fuentes alternativas de hierro, como arrabio o hierro de reducción directa, y mediante la aplicación de un arco eléctrico de alto voltaje el metal se funde, creándose además una capa superficial, llamada escoria en la que se acumulan compuestos no deseados en el acero. Durante el proceso se utilizan elementos auxiliares de aporte de energía como inyección de oxígeno o quemadores auxiliares. Normalmente se cargan dos o tres cestas de chatarra por colada, en función de la densidad de la chatarra utilizada y el volumen del horno.

2. Fase de afino oxidante.

Cuando la carga se ha fundido y el acero se encuentra en estado líquido, la inyección de oxígeno en el acero favorece la oxidación y permite eliminar o reducir al máximo los componentes no deseados (silicio, manganeso, fósforo...) formando óxidos que pasan a la escoria y quemando el carbono que se elimina de forma gaseosa.

3. Fase de afino reductor.

El objetivo de esta fase es obtener un metal de bajo contenido en oxígeno y eliminar la mayor parte del azufre. Para ello, se añaden aditivos escorificantes (cal principalmente) y desoxidantes. Al final de esta fase, el acero ha de obtener sus propiedades y composición química definitiva, por lo que se añaden ferroaleaciones con los compuestos químicos que se desean añadir al acero.

Para reducir costes, actualmente se tiende a utilizar el EAF como una instalación de fusión y afino oxidante. Las operaciones de afino reductor y ajuste final de composición se realizan en la denominada metalurgia secundaria, que se realiza en el horno cuchara u horno de afino.

De esta forma, en la actualidad, en el EAF se persigue la fusión de la chatarra y alcanzar la temperatura para etapas posteriores del proceso (horno de afino), así como eliminar elementos no deseados de la composición del metal, en particular silicio, carbono, manganeso y fósforo (Bekker et al., 2000).

Durante el proceso se añaden aditivos (principalmente CaO y MgO) para favorecer la creación de la capa de escoria y la eliminación de compuestos no deseados. Además, la capa de escoria protege las paredes del horno del arco eléctrico. En el proceso de fundición también se generan gases (principalmente CO, CO₂ y N₂) que son eliminados mediante un sistema de escape de gases regulable.

El presente trabajo se centra en el azufre, un elemento no metálico presente en la mayoría de las materias primas que se cargan en el EAF, el cual es altamente nocivo para la calidad óptima del producto final (Ghosh, 2000), ya que, aunque beneficia la maquinabilidad, afecta

a la ductilidad, tenacidad, conformabilidad, soldabilidad y resistencia a la corrosión del acero. Generalmente, el contenido de azufre residual permitido en el acero no supera las 50 ppm o 0.005% (Mazumdar and Evans, 2010). Las aplicaciones más exigentes –por ejemplo, tuberías, aceros resistentes a la corrosión (Hydrogen Induced Cracking, HIC), etc.- requieren aceros con contenidos de azufre por debajo de 10 ppm (0.001%S), a fin de obtener la combinación requerida de resistencia, ductilidad, conformabilidad y soldabilidad. Por el contrario, en aquellas aplicaciones que requieran una mayor maquinabilidad, se requiere un contenido en azufre más elevado.

El azufre se elimina mediante reacciones químicas entre la escoria y el metal líquido, bajo condiciones reductoras. En el EAF es posible eliminar azufre incrementando la cantidad de cal añadida durante el proceso. Sin embargo, esta práctica supone, a su vez, un incremento del consumo de energía, siendo muy poco efectiva. Por ello, y debido a las prácticas oxidantes llevadas a cabo en el EAF, la eliminación de azufre en este horno es difícil, llevándose a cabo el proceso de desulfuración durante la metalurgia secundaria (Ghosh, 2000).

A pesar de las limitaciones del EAF para eliminar azufre, el objetivo de este trabajo es modelar el contenido de dicho elemento, en función de la chatarra y parámetros de proceso del EAF. La creación de un modelo, como el que se pretende, que permita identificar que variables afectan a la concentración de azufre obtenida tras el proceso de fusión y afino oxidante, permitiría reducir los costes y el tiempo de proceso del acero en la siguiente etapa del proceso el horno de cuchara o afino.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se presentan los trabajos más relevantes relacionados con el modelado y optimización del proceso de producción de acero con horno de arco eléctrico; las herramientas empleadas y los resultados obtenidos se detallan en la sección 3; este trabajo finaliza con las conclusiones presentadas en la sección 4.

2. Estado del arte

Durante los últimos años se han realizado distintos estudios cuyo objetivo era el desarrollo de modelos de control predictivos para el proceso de producción de acero con horno de arco eléctrico (Oosthuizen et al., 2003; Wei et al., 2007). Estos estudios están enfocados a una optimización en costes, considerando como único output relacionado con la composición del acero, el porcentaje de carbono existente al final del proceso. Esto es debido a que la variación de carbono excediendo unos determinados límites provoca la necesidad de aportar más aditivo y un mayor consumo eléctrico.

Como similar objetivo, reducir el coste del proceso, se han realizado modelos que tratan de predecir otras variables de gran importancia, como la temperatura (Blachnik et al., 2010). De esta forma se pretendió reducir el número de mediciones de temperatura durante el proceso, reduciendo así el tiempo total del mismo y, por lo tanto, aumentando la productividad. Para ello, se utilizaron distintas técnicas de regresión, siendo las máquinas de vectores soporte (SVM) la que ofrecieron aproximaciones más precisas. El alto coste de las instalaciones ha hecho que diversos estudios, como el anterior, se hayan enfocado a reducir el tiempo de proceso, aumentando así la productividad. Desde un punto de vista más logístico, se han implementado estudios relativos a la simulación del proceso para la determinación de cuellos de botella en el mismo (Tzanev et al., 2000).

El número de estudios orientados a modelar el funcionamiento general del horno de arco eléctrico ha sido considerable. Sin embargo, el enfoque, así como las variables consideradas, cambia notablemente de unos estudios a otros.

Aproximadamente el 12% de la energía producida a nivel mundial es utilizada en la industria del hierro y el acero (Çamdali et al., 2003), por lo que el ahorro de energía es de gran importancia en este sector. De esta forma, el modelado desde el punto de vista energético ha sido realizado por varios autores (Çamdali et al., 2003). En estos casos el modelado del proceso se basa habitualmente en balances de masa y de energía y las conclusiones obtenidas son utilizadas para implementar nuevos métodos que permitan disminuir el consumo energético del proceso.

Otros estudios se han centrado en modelar las cinéticas de las reacciones químicas que ocurren en el proceso. En particular, Fruehan et al. (2000) estudiaron la reacción del CO_2 y el H_2O en estado gaseoso y el FeO en la escoria con el carbono y el carbono disuelto en el hierro y la reacción del nitrógeno y el hierro. La mejor comprensión de estas reacciones se ha utilizado para mejorar el tiempo de fusión del acero y para mejorar el proceso de desgasificación del nitrógeno.

Por otro lado, algunos de los metales de los que se compone la capa de escoria tienen un elevado valor, por lo que diversos trabajos (Claveau-Mallet et al. 2012; Peng et al. 2001) se han orientado a la recuperación y reutilización de determinados compuestos. En particular Peng et al. (2001) propusieron el reciclado del polvo metálico mediante la creación de pellets con carbono y lignosulforato como material base. Dado que la adición de azufre contenido en lignosulforato puede empeorar la calidad del acero, se contempló dentro del estudio la capacidad de eliminación de azufre dentro del proceso. En este estudio se concluyó que la capacidad de eliminación de azufre depende de la cantidad de ferrosilicio añadida y la basicidad de la capa de escoria.

En la bibliografía especializada, ninguno de los estudios se ha enfocado a predecir el contenido de azufre al final del proceso de fusión y afino oxidante, por lo que el presente estudio pretende ser un avance en la comprensión de este proceso.

Dado que la reducción de la concentración de azufre es uno de los objetivos principales del proceso de afino reductor, se han realizado diversos estudios, modelando la concentración de azufre al final del proceso en función de distintas variables (Slovic et al., 2012; Yang et al., 2011). Sin embargo el proceso de afino reductor efectuado en el horno de cuchara no es asemejable al proceso realizado en el horno de arco eléctrico, por lo que las conclusiones y modelos obtenidos no son utilizables.

3. Modelado del contenido en azufre

3.1 Descripción de la base de datos

La generación de un buen modelo parte de que la base de datos analizada contenga observaciones completas y válidas de forma que sea posible determinar las características esenciales de los datos y, por tanto, realizar predicciones acertadas. Para ello, como etapa previa al modelado de los datos, se lleva a cabo un análisis y depuración previos.

Tras este tratamiento inicial, se obtuvo una base de datos con 6880 coladas correctas, todas ellas procesadas con tres cestas de chatarra. No debe perderse de vista que, dado que el objetivo final es lograr un estimador del contenido de azufre en el EAF antes de que finalice la colada, no se puede utilizar información de la colada completa en la fase de entrenamiento de los modelos. En este sentido, se estableció que el modelo debía servir para predecir el contenido en azufre en el momento en el que el consumo energético de la última cesta (la tercera) fuese igual a 12.000 kWh.

En cuanto a las variables disponibles para entrenar un modelo del contenido en azufre en el EAF, se pueden clasificar en tres grupos:

- *Composición de la mezcla de chatarra*
- *Elementos de adición* utilizados durante la colada, como cal, cal dolomítica, carbón aluminizado, etc.
- *Variables de proceso*, como duración de la colada, energía consumida, oxígeno y gas aportados, etc.

Para la mayoría de las variables mencionadas existen datos tanto a nivel de colada como a nivel de cesta. Por ello, se entrenaron dos tipos de modelos: modelos globales, utilizando la información agregada a nivel de colada (20 variables independientes), y modelos más específicos, utilizando la información disponible para cada una de las tres cestas de chatarra cargadas en la colada (48 variables independientes).

3.2. Modelos SVM

Tal como se ha comentado anteriormente, se entrenaron dos tipos de modelos en función de la información utilizada en su entrenamiento: información global a nivel de colada o información a nivel de cesta de chatarra. Además, con el objeto de mejorar las estimaciones ofrecidas por los modelos generados, se generaron modelos en función de si se utilizó arrabio o no en la colada. Esta segmentación es debida a que el arrabio puede contener cantidades significativas de azufre, siendo, además, un material en el que la composición química puede variar considerablemente. De hecho, un análisis de la varianza (ANOVA) mostró que la hipótesis nula podía ser rechazada, es decir, que existen diferencias significativas en el contenido de azufre, en función del uso o no de esta materia prima.

Tabla 1: Resultados ANOVA de la relevancia del arrabio sobre el azufre

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
arrabio	1	0.36495	0.36495	1023.5	< 2.2e-16
Residuals	6878	2.45249	0.00036		

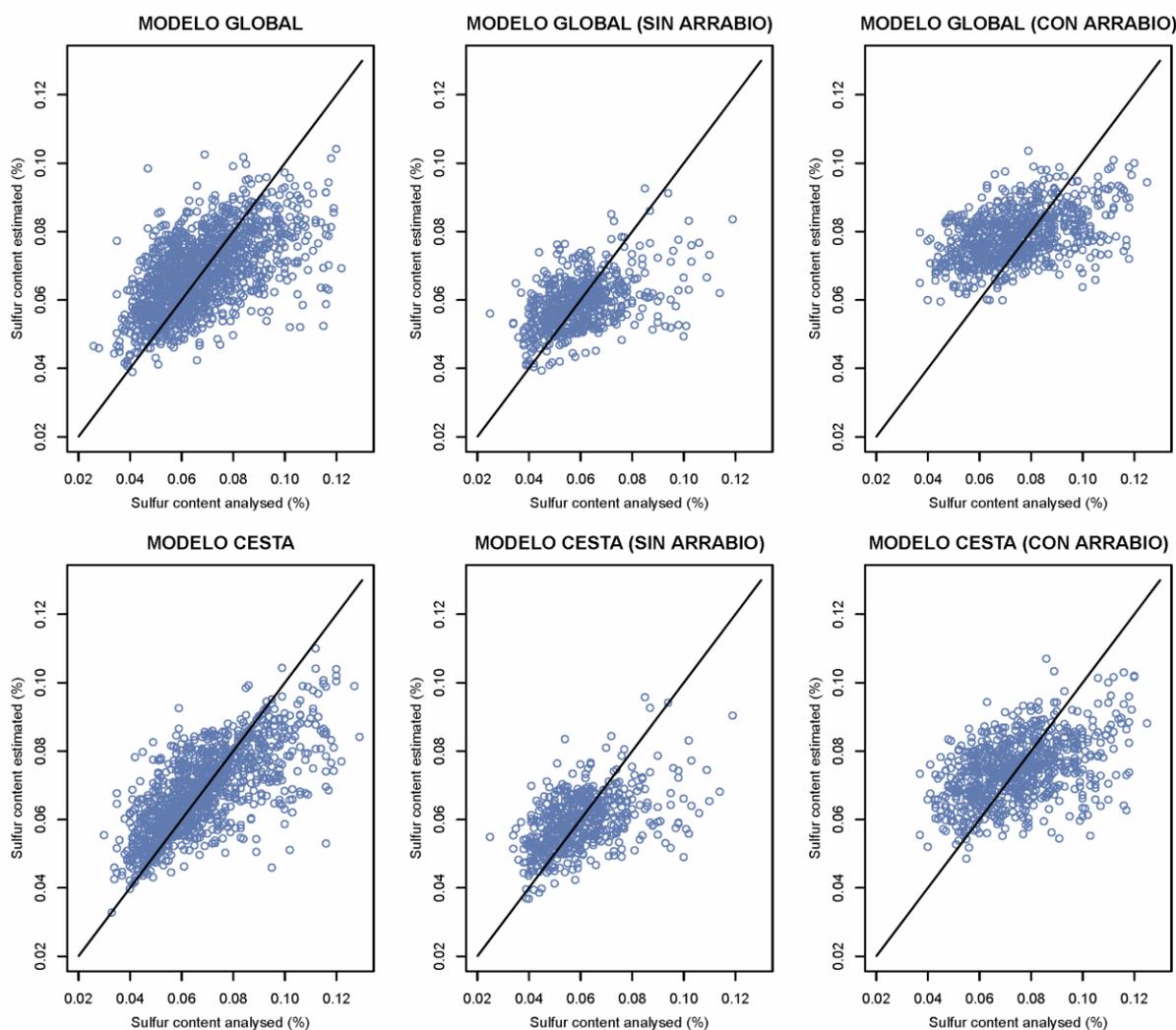
En este trabajo, se entrenaron modelos basados en máquinas de vectores soporte (SVM), ya que son potentes estructuras de aprendizaje automático, basadas en la teoría estadística del aprendizaje, capaces de resolver problemas de clasificación, regresión y estimación. El método, propuesto por Vapnik (2000), es, en la actualidad, objeto de gran interés, por su mejor desempeño que las redes neuronales, cuyo aprendizaje está basado, en general, en la minimización del error, lo que no asegura, por sí sólo, la maximización de sus capacidades de generalización. Las máquinas de vectores soporte aportan mejoras a los métodos clásicos de aprendizaje: la talla de la red no se fija desde un principio y se garantiza, matemáticamente, el máximo nivel de generalización.

En este caso, los datos se dividieron en dos conjuntos de patrones: entrenamiento (80% de las muestras) y test (20% restante). Con los patrones de entrenamiento se realizó el ajuste de los parámetros de cada SVM, mientras que los patrones de test, no vistos nunca por el modelo entrenado, sirvieron para comprobar la capacidad de generalización del mismo.

La figura 1 ilustra la bondad de los distintos modelos entrenados (valores estimados por cada modelo frente a los valores reales del contenido en azufre), observándose que los modelos entrenados para coladas con arrabio tienden a sobreestimar el contenido de azufre cuando los valores reales oscilan entre el 0.04 y 0.06% aproximadamente. De modo similar, los modelos entrenados para coladas sin arrabio no tienen suficiente capacidad de generalización en aquellos casos en los que el contenido en azufre es superior al 0.08%. Esta circunstancia puede ser debida, no obstante, al menor número de muestras disponible

con contenido en azufre superior a ese valor. El comportamiento de los modelos globales (coladas sin y con arrabio) tampoco es especialmente bueno, sobre todo en las coladas con contenido en azufre más elevado. Una vez más, este hecho puede ser debido a la menor densidad de datos en ese espacio. Así mismo, se observa que los modelos entrenados con información a nivel de cada cesta de chatarra se comportan mejor que los modelos globales con información a nivel de colada.

Figura 1. Precisión de los mejores modelos SVM entrenados



En la tabla 2 se muestran los errores de test de los distintos modelos entrenados:

- **RMSE (Root Mean Squared Error).** La raíz cuadrada del error cuadrático medio es una medida del error medio cometido por cada uno de los patrones de test. Esta medida de error da mayor peso a las diferencias elevadas.
- **MAE (Mean Absolute Error).** El error absoluto medio es otra medida del error medio cometido por cada uno de los patrones de test. En este caso no pesan más las diferencias elevadas.
- Los errores mínimo y máximo muestran el rango en el que se mueven los errores de predicción de los modelos.

- Error medio. Es el valor medio de los errores de predicción.
- Desviación típica. Es una medida de la dispersión de los errores y determina la variabilidad de los mismos frente a la media. Si el valor es pequeño, los errores están próximos a la media y, si es grande, están separados de ella.

Tabla 2: Errores de test de los mejores modelos SVM entrenados

Modelo	RMSE	MAE	Error mínimo	Error máximo	Error medio	Desviación típica
GLOBAL	0.01396	0.0107	-0.0515	0.0625	-8.71e-5	0.0140
GLOBAL (COLADAS SIN ARRABIO)	0.01285	0.0096	-0.0311	0.0519	0.00077	0.0128
GLOBAL (COLADAS CON ARRABIO)	0.01590	0.0130	-0.0428	0.0459	-0.00436	0.0153
CESTA	0.01206	0.0082	-0.0363	0.0629	0.00024	0.0121
CESTA (COLADAS SIN ARRABIO)	0.01263	0.0094	-0.0299	0.0509	0.00069	0.0126
CESTA (COLADAS CON ARRABIO)	0.01544	0.0122	-0.0364	0.0542	0.00012	0.0154

Del análisis de la información mostrada en la tabla 2 se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- Los mayores errores se obtienen siempre con los modelos entrenados para coladas con arrabio. Estos resultados son coherentes con lo esperado, ya que, como se comentó previamente en este apartado, el arrabio es un material cuya composición química puede variar considerablemente, lo que complica de modo sustancial la obtención de modelos precisos.
- Tal y como se esperaba, desacoplar la información de la colada por cesta mejora la capacidad de generalización de los modelos. De hecho, el mejor modelo se corresponde con el modelo entrenado para todas las coladas (con y sin arrabio) utilizando la información de chatarra, aditivos y variables de proceso específica de cada cesta.

En el panel superior de la figura 2 se muestra la salida del 'mejor' modelo SVM entrenado (línea discontinua roja), así como los patrones de test utilizados (en azul). Se observa que las predicciones obtenidas se ajustan relativamente bien a la realidad. Además, en el panel inferior, se han representado distintos gráficos de residuos con el fin de evaluar la normalidad de los mismos y determinar si existe una estructura interna remanente que el modelo no es capaz de explicar: se observa que el modelo tiene tendencia a sobreestimar el contenido en azufre cuando los valores reales oscilan entre el 0.04 y 0.08%, aproximadamente, y cierta tendencia a subestimar el contenido en azufre cuando los valores reales de este elemento son superior al 0.08%.

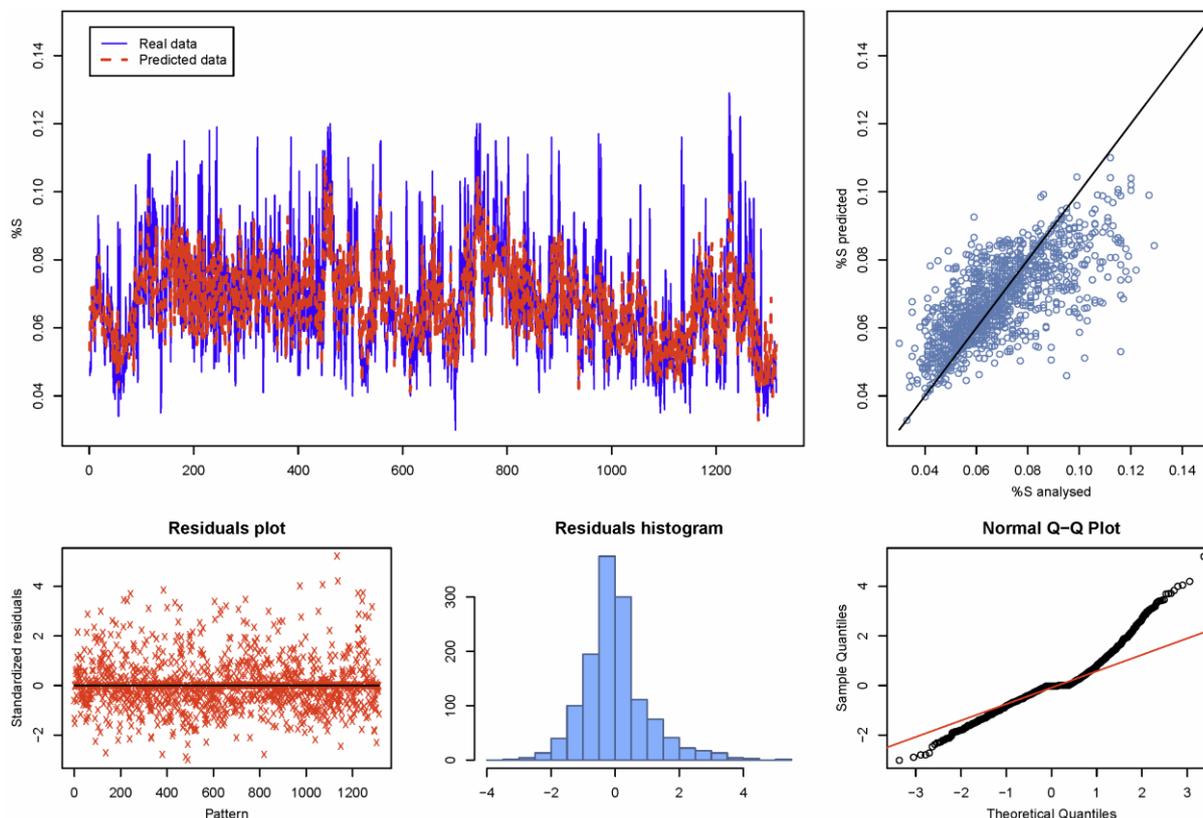
3.3. Implementación

El trabajo presentado en este artículo, ha sido completamente desarrollado sobre un sistema operativo Linux con herramientas de libre distribución. El paquete de análisis matemático R¹,

¹ <http://www.r-project.org>

disponible para múltiples plataformas y que incluye una amplia variedad de técnicas estadísticas y gráficas, ha sido fundamental a lo largo de todo el proceso de análisis y modelado de los datos.

Figura 2. Resultados de test del modelo entrenado con todas las coladas y con las variables a nivel de cesta.



4. Conclusiones

En este trabajo se han utilizado técnicas de minería de datos para extraer conocimiento útil de los datos de proceso de un horno de arco eléctrico. En concreto, a partir de la chatarra cargada, elementos de adición, energía, oxígeno y gas aportados, duraciones del proceso, etc., se han generado modelos basados en máquinas de vectores soporte con una relativamente buena capacidad de predicción del contenido en azufre en el EAF.

El mejor modelo obtenido en este trabajo se corresponde con un modelo único para coladas con y sin arrabio, en el que se emplea información –variables– a nivel de cesta. En este caso, el error medio relativo es de, aproximadamente, un 12%. Si bien los errores no son excesivamente elevados, es conveniente lograr modelos más precisos antes para que puedan ser utilizados en la identificación de variables que afectan al contenido de azufre en el EAF.

En trabajos futuros, los autores estudiarán la posibilidad de desagregar más la información existente en cada colada, así como utilizar otro tipo de técnicas, como *random forest*, con el fin de facilitar la obtención de modelos con mayores capacidades de generalización. Así mismo, se plantea el uso de reglas de asociación, árboles de decisión, etc., para analizar la existencia de comportamientos relacionados con altos o bajos contenidos en azufre en el EAF.

Referencias

- Bekker, J.G., Craig, I.K., Pistorius, P.C. (2000). Model predictive control of an electric arc furnace off-gas process. *Control Engineering Practice*, 8 (4), 445–455.
- Blachnik, M., Maćzka, K., Wieczorek, T. (2010). A model for temperature prediction of melted steel in the electric arc furnace (EAF). *Artificial Intelligence and Soft Computing*, 6114, 371-378.
- Çamdali, Ü., Tunç, M., Karakaş, A. (2003). Second law analysis of thermodynamics in the electric arc furnace at a steel producing company. *Energy Conversion and Management*, 44 (6), 961–973.
- Claveau-Mallet, D., Wallace S., Comeau Y. (2012). Model of phosphorus precipitation and crystal formation in electric arc furnace steel slag filters. *Environmental Science and Technology*, 46(3), 1465-1470.
- Fruehan, R.J., Goldstein, D., Sarma, B., Story, S.R., Glaws, P.C., Pasewicz, H.U. (2000). Recent advances in the fundamentals of the kinetics of steelmaking reactions. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 31, 891-898.
- Ghosh, A. (2000). *Secondary Steelmaking: Principles and Applications*. Boca Raton (Florida): CRC Press.
- Mazumdar, D., Evans, J.W. (2010). *Modeling of Steelmaking Processes*. Boca Raton (Florida): CRC Press.
- Oosthuizen, D.J., Craig, I.K., Pistorius, P.C. (2003). Economic evaluation and design of an electric arc furnace controller based on economic objectives. *Control Engineering Practice*, 12 (3), 253–265.
- Peng, B., Peng, J., Zhang, C., Lobel, J., Kozinski, J.A. (2001). Thermodynamics calculation on the oxidation and sulfur removal abilities of slag in EAF dust pellet reduction process. *Journal of Central South University of Technology*, 8 (1), 64-68.
- Slovic, Z., Raic, K.T., Nedeljkovic, L., Volkov-Husovic, T. (2012). Relationship between the calculated oxygen activity and the sulphur partition ratio for CaO-Al₂O₃-SiO₂-MgO slag during ladle refining. *Materials and Technology*, 46 (6), 683-688.
- Tzanev, A.T., Ordys, A.W., Tzaneva, M.V. (2000). Modelling and simulation of EAF melt shop. *Proceedings of the American Control Conference* (pp. 2048-2052), Chicago.
- Vapnik, V.N. (2000). *The nature of statistical learning theory*, 2nd ed. New York: Springer-Verlag.
- Wei D., Craig, I.K., Bauer, M., (2007). Multivariate economic performance assessment of an MPC controlled electric arc furnace. *ISA Transactions*, 46 (3), 429–436.
- Yang, X.-M., Shi, C.-B., Zhang, M., Chai, G.-M., Wang, F. (2011). A Thermodynamic Model of Sulfur Distribution Ratio between CaO–SiO₂–MgO–FeO–MnO–Al₂O₃ Slags and Molten Steel during LF Refining Process Based on the Ion and Molecule Coexistence Theory. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 42 (6), 1150-1180.