

DESARROLLO DE UN MODELO PARA LA PREDICCIÓN DEL ESPUMADO DE LA ESCORIA EN UN CONVERTIDOR DE ACERO

Rodríguez, F.; Álvarez, V.^(p); Rodríguez, M.; Rodríguez, L.

Abstract

Obtaining of steel from pig iron coming from blast furnaces is mainly done in special furnaces called BOF (basic oxygen furnace) converters. During operation, a foamy slag is created to improve the converter performance. Problems arise when the foam level exceeds the height of the vessel and overflows, causing metal loss, process disruption and environmental pollution.

This article presents works carried out to analyze the process data in order to predict the emergence of this undesirable phenomenon before it is visible, so that the operator can take the appropriate measures. Data mining techniques has been used to define levels of risk from the initial conditions of each heat. Moreover, the characterization of decarburization curves obtained from spectrometers measurements has been used to generate a predictive model capable of generating alarms beforehand the emergence of the phenomenon.

Keywords: Steel manufacturing, BOF converter, foaming slag, data mining

Resumen

La obtención del acero a partir del arrabio procedente de los hornos altos se realiza en la mayor parte de los casos en unos hornos especiales denominados convertidores BOF (basic oxygen furnace). Durante la operación, se crea una escoria espumosa que mejora el funcionamiento del horno. El problema surge cuando el nivel de espuma supera la altura del horno y rebosa, provocando pérdidas de metal, detenciones del proceso y contaminación ambiental.

En este artículo se presenta el desarrollo de un proyecto subvencionado por la Unión Europea llevado a cabo para analizar los datos del proceso con el objetivo de predecir la aparición de este indeseable fenómeno antes de que sea visible, para que el operario pueda tomar las medidas pertinentes. La utilización de técnicas de minería de datos ha servido para definir unos niveles iniciales de riesgo a partir de las condiciones iniciales de cada colada. Por otro lado, la caracterización de las curvas de decarburización obtenidas a partir de las mediciones de los espectrómetros de gases ha servido para generar un modelo predictivo capaz de generar alarmas con una antelación suficiente a la aparición del fenómeno.

Palabras clave: Fabricación de acero, convertidor BOF, escoria espumosa, minería de datos

1. Introducción

Hoy en día, casi el 65% de la producción mundial de acero se obtiene por medio de la denominada siderurgia integral. Una de las etapas fundamentales de esta vía de obtención es la que se desarrolla en el convertidor de acero tipo BOF (basic oxygen furnace), donde se realiza la conversión en acero del arrabio procedente de los hornos altos.

El convertidor BOF es un horno móvil especial con forma de vasija. Es capaz de realizar un movimiento basculante que resulta esencial tanto para recibir los diferentes materiales

alimentados, como para descargar el metal ya procesado. Sus paredes están revestidas de material refractario. Durante su funcionamiento se inyecta oxígeno a velocidad supersónica a través de una lanza vertical que se introduce en el horno hasta alcanzar el baño fundido.. La carga del horno y la retirada de la escoria producto del proceso se realiza por la boca del mismo, mientras que la descarga del acero resultante se realiza por un canal de sangría. En la figura 1 muestra el esquema de este tipo de horno con sus principales elementos.

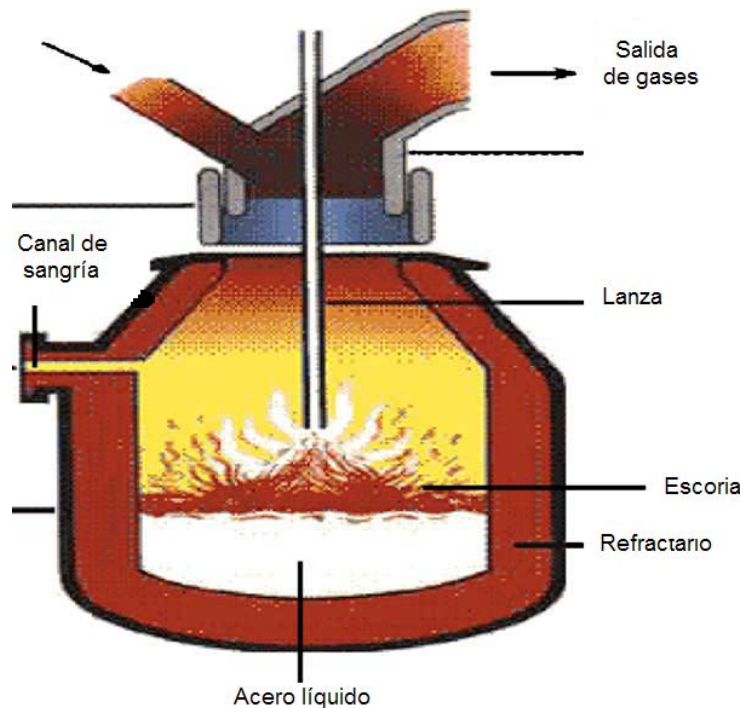


Figura 1. Esquema de un convertidor BOF

La carga del horno está compuesta principalmente por arrabio, chatarra y agentes escorificantes. La escoria es un subproducto que se forma sobre la superficie del baño de acero formado principalmente por óxidos metálicos. La capacidad de producción habitual de estos convertidores se sitúa entre 100 y 400 toneladas de acero por colada. Una vez que el horno está cargado se baja la lanza y comienza la inyección de oxígeno a velocidad supersónica, formándose una cavidad en la superficie del baño donde se produce la reacción del oxígeno con el carbono y otros elementos para lograr reducir las impurezas presentes en el arrabio y lograr un acero con la composición química deseada.

Para que el proceso sea efectivo es necesario que se forme en el horno una gran cantidad de escoria espumosa que favorece la eficiencia de las reacciones químicas que tienen lugar y aumenta la retención de calor reduciendo el consumo energético del horno. Sin embargo, si el nivel de escoria es demasiado alto puede producirse el rebose del horno, provocándose pérdidas de metal que conllevan disminución del rendimiento, detenciones del proceso para limpiar la boca y las inmediaciones del horno, emisiones de polvo y gases que causan contaminación, etc.

Tradicionalmente, el proceso es controlado por un operario que reacciona ante la aparición del rebose reduciendo la inyección de oxígeno y/o elevando la lanza de acuerdo a programas de actuación predefinidos. Pero esto reduce la flexibilidad del proceso y hace que el resultado dependa en gran medida de la habilidad del operario.

Por ello, durante los últimos años, se han tratado de desarrollar métodos capaces de predecir dinámicamente el exceso de espuma utilizando estimaciones indirectas de la altura de la escoria basadas en mediciones de sonómetros [1, 2], microondas [3], vibraciones [4], modelos metalúrgicos [5], etc. A pesar de estos avances, la dificultad de integración en el entorno de trabajo de los equipos necesarios y la poca representatividad de los resultados obtenidos dejaban aún mucho margen de mejora para la investigación sobre este tema.

2. Objetivo

El objetivo de este artículo es presentar el desarrollo de un proyecto subvencionado por la Unión Europea cuyo objetivo es el análisis de los datos de proceso de un convertidor para generar un modelo capaz de predecir el indeseable fenómeno del rebose de la escoria espumada.

Para ello, utilizando técnicas de minería de datos se abordó el problema siguiendo dos caminos diferenciados pero convergentes. Por un lado analizar las condiciones iniciales de las coladas (cantidades de arrabio, chatarras, aditivos, composiciones químicas, etc.) con el objetivo de generar el denominado “modelo estático” capaz de clasificar las coladas en cinco niveles de riesgo de exceso de espuma: muy alto, alto, medio, bajo y muy bajo. El conocimiento de las coladas con un riesgo elevado puede utilizarse para rediseñar las mismas minimizando de esta forma el riesgo, siendo esta, por tanto, una medida proactiva. Por otro lado, como segundo camino, analizar los datos de los espectrómetros de gases y de otras variables de proceso (altura de lanza, inyección de oxígeno) que se registran de forma continua a lo largo del proceso, para generar un modelo predictivo (denominado “modelo dinámico”) capaz de generar alarmas con antelación suficiente a la aparición del fenómeno para que el operario pueda tomar las medidas reactivas oportunas. Este esquema de trabajo se muestra en la figura 2.



Figura 2. Esquema inicial del modelo

3. Metodología

El modelado de un problema a partir de la información contenida en un conjunto de datos es un proceso iterativo e interactivo que requiere la aplicación de una metodología estructurada para la utilización ordenada y eficiente de las técnicas y herramientas disponibles.

La metodología utilizada para el desarrollo del proyecto ha sido la metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) [6] que es la más utilizada en los proyectos de minería de datos. Esta metodología estructura el ciclo de vida de un proyecto de minería de datos en seis fases, que interactúan entre ellas de forma iterativa durante el desarrollo del proyecto como se observa en la figura 3.

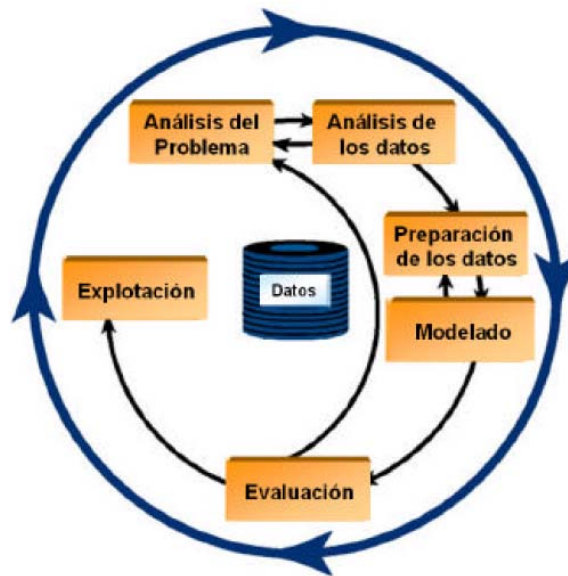


Figura 3. Etapas de la metodología CRISP-DM

4. Técnicas

Las técnicas empleadas en el desarrollo del modelo estático de definición de zonas de riesgo han sido:

- Algoritmo MARS (Multivariate Adaptive Regression Spline) [7]
- Mapas autoorganizados SOM (Self Organazing Maps) [8]
- Máquinas de vectores soporte SVM (Support Vector Machines) [9]

Para el modelo dinámico basado en el análisis de las señales de los espectrómetros se han utilizado las siguientes técnicas:

- Árboles de decisión avanzados [10]
- Random forest [11]

5. Resultados

La utilización de la metodología y de las técnicas enumeradas en los apartados anteriores ha dado como resultado la creación de los dos modelos previstos en un principio.

Por un lado, se ha generado un Modelo Estático utilizando datos de más de 17.000 coladas. El modelo desarrollado es capaz de atribuir a cada colada un nivel de riesgo de aparición del fenómeno de espumado excesivo. Esto se consigue utilizando únicamente variables cuyos valores son conocidos con anterioridad al inicio del proceso propiamente dicho. Estas variables incluyen principalmente los pesos de los distintos materiales que se cargaran en el horno, las composiciones químicas de los mismos, los tipos de chatarra utilizadas, programa de trabajo que se va a utilizar, etc. De esta forma, el operario dispone antes de comenzar el proceso de una estimación de la probabilidad de que ocurran fenómenos indeseables. Esta estimación de riesgo será utilizada en el futuro para detectar las coladas cuyo riesgo se considere inaceptable, que deberán ser rediseñadas con el objetivo de minimizar el riesgo.

La aplicación de métodos estadísticos y de minería de datos ha servido también para mejorar la comprensión del proceso, poniéndose de manifiesto hechos que se desconocían hasta el momento, como la propensión de coladas con determinadas combinaciones de tipos de chatarras a generar problemas de rebose en el horno.

Además, se ha generado un Modelo Dinámico que es capaz de generar alarmas en tiempo real con una antelación suficiente para que el operario pueda tomar las medidas pertinentes (fundamentalmente reducir la inyección de oxígeno). El modelo consta de una serie de reglas que trabajan con variables de proceso que se registran de modo continuo, como las curvas de decarburización obtenidas de las mediciones de los espectrómetros que analizan los gases de salida del horno o la señal de altura de la lanza en cada instante.

Los resultados iniciales obtenidos con este modelo predictivo han sido muy satisfactorios. Dentro del conjunto inicial de datos, el modelo habría sido capaz de detectar el 67,86% de los casos positivos (casos en los que se produjo rebose) con una antelación suficiente para que el operario hubiera podido tomar las medidas pertinentes.

En la figura 4 podemos ver algunos ejemplos de casos de rebose que habrían podido ser detectados previamente utilizando el nuevo modelo propuesto.

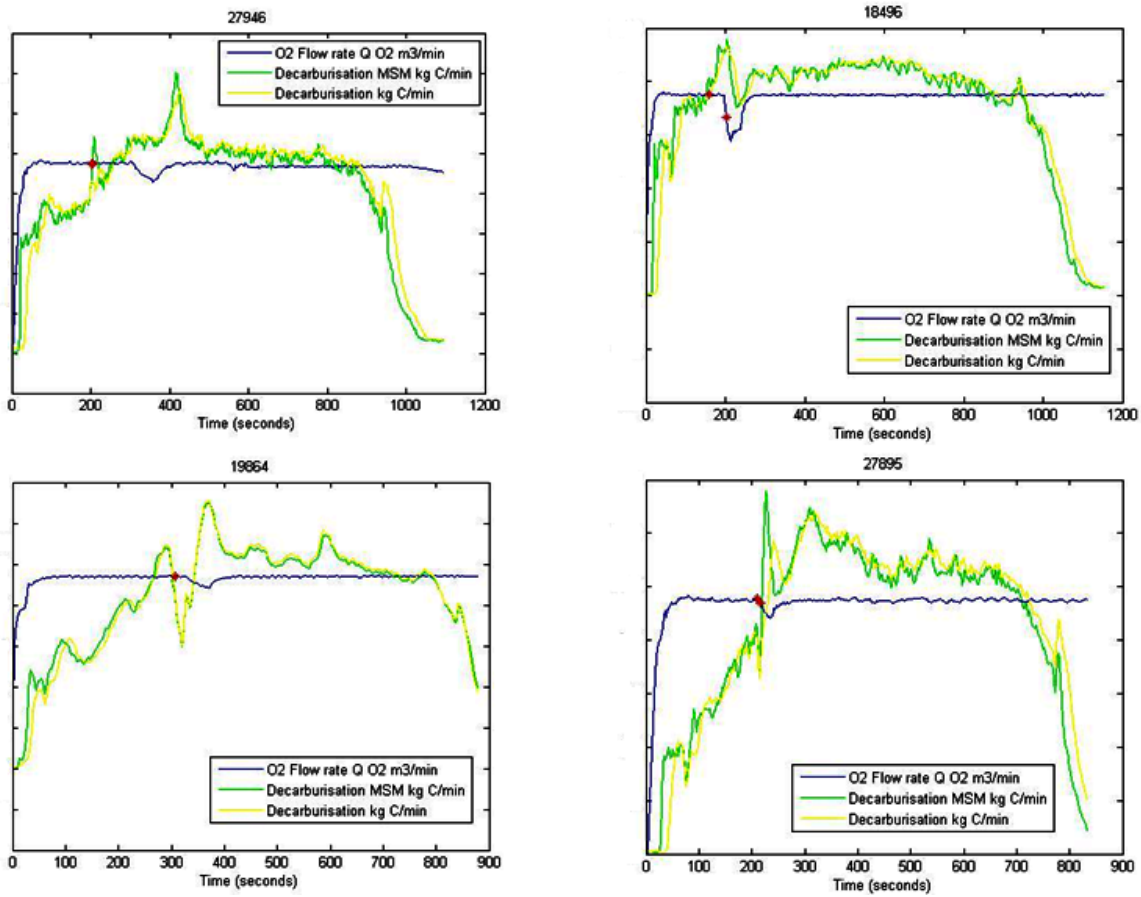


Figura 4. Ejemplos de diferentes casos detectados

La aparición del fenómeno se manifiesta por la bajada en la curva de inyección de oxígeno (curva azul), que refleja la reacción que tiene el operario cuando advierte visualmente que se va a producir el rebose. Las otras dos curvas representadas en cada gráfica son las curvas de decarburización obtenidas a partir de las mediciones continuas de los dos espectrómetros de gases de que dispone la instalación. Las variaciones en estas curvas de decarburización son el elemento fundamental que utiliza el sistema de reglas generado para activar las alarmas (puntos rojos).

Observando las gráficas se puede apreciar que el modelo es capaz de detectar casos en los que las curvas de decarburización apenas se parecen entre sí. Esto es indicativo de que tiene una capacidad de generalización bastante elevada.

Por otro lado, el porcentaje de falsos positivos, es decir, coladas en los que no va a haber problemas y sin embargo se genera una alarma, es tan solo del 1,6%.

Con el aval de estos buenos resultados se ha propuesto la integración definitiva de ambos modelos en el sistema de control del proceso siguiendo el esquema expuesto en la figura 5.

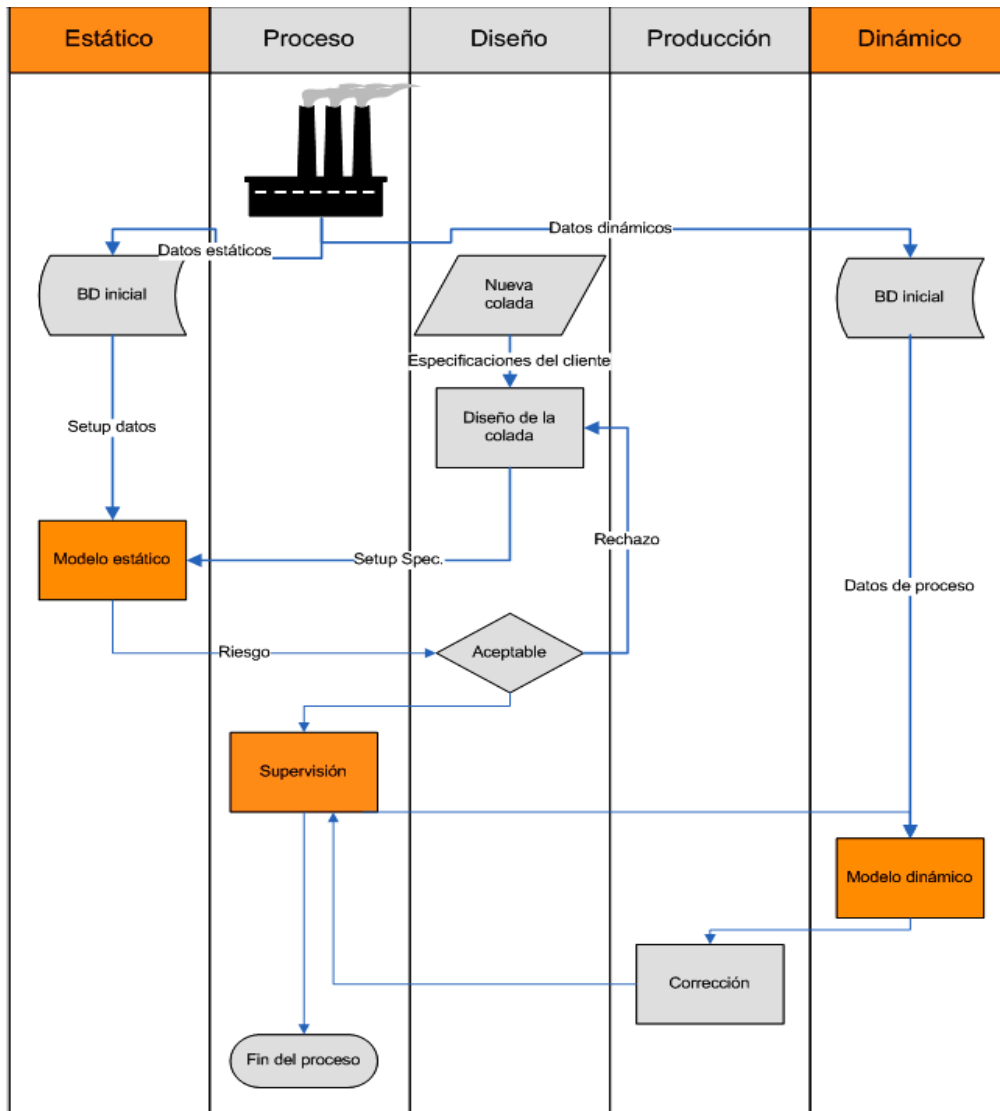


Figura 5. Integración de los nuevos modelos en el ciclo de trabajo

En la actualidad el modelo ha sido implementado en el ordenador de proceso encontrándose en fase de prueba y ajuste.

6. Conclusiones

El rebose de espuma durante la operación de los convertidores BOF continúa siendo un problema en la actualidad pese a la gran cantidad de investigaciones que se han llevado a cabo en las últimas décadas.

Para tratar de solventar este problema, se ha desarrollado, en el marco de un proyecto financiado por la Unión Europea, un modelo predictivo utilizando técnicas de minería de datos. Este Modelo Dinámico es capaz de generar alarmas en tiempo real a partir de variables que se miden continuamente durante el proceso (principalmente mediciones de los espectrómetros de gases).

Estas alarmas se activan en la gran mayoría de los casos con la antelación suficiente para que el operario pueda tomar las medidas correctoras pertinentes, evitándose de esta forma las indeseables consecuencias que el rebose de la escoria espumada lleva asociadas.

También se ha desarrollado un Modelo Estático que clasifica las coladas en cinco niveles de riesgo con anterioridad al inicio del proceso. Esta clasificación servirá en el futuro para decidir que coladas deben ser rediseñadas para minimizar el riesgo de aparición de los indeseables reboses.

Los buenos resultados obtenidos han propiciado que se esté iniciando el proceso de la implementación de los modelos en el ordenador de proceso.

Referencias

- [1] Kostor K. and Futo J., "The prediction of metal slopping in LD converter on base an acoustic signal", *Metabk*, Vol. 45(2), 2006, pp.97-101.
- [2] Birk W., Arvanitidis I., Jönsson P.G. and Medvedev A., "Physical modeling and control of dynamic foaming in an LD-converter process", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 37, 2001, pp.1067-1073.
- [3] Kobayashi, S., Katoghi K. and Hatono A., "Measurement of the slag foaming level in a BOF using microwaves", *16th Annual Symposium on Microwave Power*, Toronto, 1981, pp.199-201.
- [4] Buydens, J.M., Nyssen, P., Marique, C. and Salamone, P., "Dynamic control of the slag foaming operation in the electric arc furnace", *Revue de Metallurgie. Cahiers D'Informations Techniques*, Vol. 95(4), 1998, pp.501-509.
- [5] Ghag S., P. Hayes and H. Lee, "Physical model studies on slag foaming", *ISIJ International*, Vol. 38(11), 1998, pp.1201-1207.
- [6] Chapman P., Khabaza T., Reinartz T. and Wirth R., "The CRISP-DM process model. Technical report", *CRISP-DM consortium*, 1999.
- [7] Friedman J.H., "" Multivariate Adaptive Regression Splines", *Annals of Statistic*, Vol 19, 1991, pp.1-141.
- [8] Kohonen T., "Automatic formation of topological maps of patterns in a self-organizing system", *Proceedings of 2SCIA, Scand. Conference on Image Analysis*, Helsinki, 1981, pp.214-220.
- [9] Cortes C. and Vapnik V. "Support-vector networks", *Machine Learning*, Vol. 20(3), 1995, pp. 273-297.
- [10] Quinlan J.R., "Improved use of continuous attributes in c4.5", *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 4, 1996, pp.77-90.
- [11] Breiman L., "Random Forest", *Machine Learning*, Vol. 45(1), 2001, pp.5-32.

Correspondencia (Para más información contacte con):

Valeriano Álvarez Cabal.
Área de Proyectos de Ingeniería. Universidad de Oviedo
C/ Independencia 13, 33004 Oviedo (España).
Phone: +34 985 10 42 72
Fax: + 34 985 10 42 56
E-mail: valer@api.uniovi.es
URL: <http://www.api.uniovi.es>