Desarrollo de un cerrojo artificial para el *skin-pass* en una línea de acero galvanizado por inmersión en caliente^(·)

A. González-Marcos^{*}, J.B. Ordieres-Meré^{**}, A.V. Pernía-Espinoza^{**} y V. Torre-Suárez^{***}

Resumen

En este trabajo se presenta la aplicación de técnicas de minería de datos en el desarrollo de un “cerrojo artificial” para el *skin-pass*, que permita solucionar un problema que puede presentarse en la fabricación de bobinas de acero galvanizado: el etiquetado incorrecto del grado de acero de una bobina. Para tratar de detectar estos errores y evitar así que los clientes reciban bobinas con propiedades distintas de las esperadas, se proponen modelos, basados en redes neuronales, que predicen *on-line* el alargamiento de las bobinas en el *skin-pass* en función de las variables del proceso de fabricación y de su composición química. De esta forma, si la diferencia entre el alargamiento que estima el modelo y el medido realmente es significativa, se hace necesario sacar la bobina de la línea para someterla a análisis más exhaustivos.

Palabras clave

Acero galvanizado. Minería de datos. Redes neuronales. Cerrojo artificial.

Development of an artificial lock for the *skin-pass* section in a hot dip galvanising line

Abstract

In this paper, we present the application of data mining techniques to develop an “artificial lock” for the *skin-pass* in an attempt to solve a problem that can arise during the galvanising manufacturing process: the wrong labelling of the steel grade of a coil. In order to detect these errors and thus to avoid that coils with different properties than expected end up with a client, we propose neural network-based models for *on-line* predicting the strip elongation in the *skin-pass* section according to the manufacturing conditions and its chemical composition. Thus, a significant difference between estimated and measured elongation would mean that the coil must be removed from the line for further analyses.

Keywords

Hot dip galvanised steel. *Skin-pass*. Data mining. Neural networks. Artificial lock.

1. INTRODUCCIÓN

El sector siderúrgico, a pesar de ser una actividad tradicional y madura, se caracteriza por realizar importantes esfuerzos en el campo de las nuevas tecnologías de fabricación y de mejora de calidad de sus productos. Así, por ejemplo, en el caso del acero recubierto mediante galvanizado, un producto que está experimentando una creciente demanda, en sectores como la automoción, la fabricación de electrodomésticos y la construcción, por sus propiedades anticorrosión, las empresas plantean una estrategia de mejora continua en cada una de las fases de que

consta el proceso de galvanizado^[1-4], con el propósito de liderar el mercado, así como de satisfacer las cada vez mayores exigencias de los clientes.

En la actualidad, un problema que puede presentarse en la fabricación de bobinas de acero galvanizado, consiste en el etiquetado incorrecto del grado de acero de una bobina. A pesar de tratarse de un problema con una ocurrencia esporádica, sus consecuencias pueden ser graves ya que, bajo estas circunstancias, una bobina es tratada como si tuviera una composición química que en realidad no posee y, dado que generalmente estas bobinas de acero galvanizado sufren posteriores transformaciones antes de

(·) Trabajo recibido el día 27 de noviembre de 2006 y aceptado en su forma final el día 29 de mayo de 2007.

^{*} Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Universidad de León, Campus de Vegazana s/n, 24071 - León, Castilla y León, Tfno.: 987 291 000 - ext. 5286, Fax: +34 987 291 790. e-mail: ana.gonzalez@unileon.es.

^{**} Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad de La Rioja, c./Luis de Ulloa, 20, 26004 – Logroño, La Rioja.

^{***} Centro de Desarrollo Tecnológico, Arcelor España, S.A., 33400 - Avilés, Asturias.

convertirse en producto final, si, por error, se envía a un cliente una bobina de un material más duro de lo esperado, se podrían ocasionar daños importantes en la maquinaria del mismo, tales como enclavamiento de prensas, etc., lo cual repercutiría a su vez en el fabricante de las bobinas de acero. Asimismo, si se envía una bobina más blanda de lo previsto se pueden presentar problemas de resistencia en uso del componente, con resultados de accidentes (algunos desgraciadamente bien conocidos) o, como mínimo, inconvenientes de reemplazo en elementos ya en servicio. Todo ello supone problemas para el productor de las bobinas, como último responsable de su producto.

Para tratar de hallar una solución a este problema, en este trabajo se propone el desarrollo de un “cerrojo artificial” para el *skin-pass*, una sección de la línea de acero galvanizado que se utiliza para dotar al material de las características mecánicas y de rugo-

sidad superficial adecuadas. Este “cerrojo” consiste en un modelo capaz de predecir *on-line* el alargamiento de las bobinas de acero en el *skin-pass*, a partir de los datos procedentes del proceso de fabricación y de su composición química. De esta forma, una diferencia significativa entre el alargamiento estimado por el modelo y el medido realmente, indicaría que lo que se está procesando es diferente de lo previsto, haciéndose necesario sacar la bobina de la línea para someterla a análisis más exhaustivos (Fig. 1).

La creación del modelo basado en datos descrito se llevó a cabo con los datos proporcionados por Arcelor España, mediante la aplicación de técnicas procedentes del campo de la minería de datos, la cual puede definirse como el proceso de extraer conocimiento útil y comprensible, previamente desconocido, a partir de grandes volúmenes de datos. Para facilitar el proceso de minería de datos, ha habido diferentes intentos por formalizarlo, dividiéndolo en

Figura 1. Esquema general de funcionamiento del “cerrojo artificial” desarrollado.

Figure 1. General operation scheme for the developed “artificial lock”.

un determinado número de fases secuenciales^[5-8]. Aunque los nombres y contenido de estas fases difieren ligeramente, la misma idea general está presente en todos los modelos: primero el analista se familiariza con el problema y los datos; posteriormente, se preparan los datos y se construyen y evalúan los modelos para, finalmente, consolidar el nuevo conocimiento adquirido y utilizarlo para resolver el problema planteado.

Siguiendo este esquema, el resto del documento está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se muestran las herramientas utilizadas con objeto de comprender y preparar los datos para facilitar la labor de construir un modelo preciso y fiable; la descripción de la solución propuesta, consistente en un modelo predictivo basado en redes neuronales se presenta en la sección 3; los resultados obtenidos se evalúan en la sección 4; por último, en la sección 5 se describen las ventajas de esta aproximación.

2. ANÁLISIS Y PREPARACIÓN DE LOS DATOS

Las propiedades de las bobinas de acero galvanizado pueden verse afectadas a lo largo de todo el proceso de fabricación, desde la obtención del acero (que determina la composición química de la colada) hasta, prácticamente, el momento en el que se convierte en producto acabado (bien en forma de bobinas o de chapas galvanizadas). Por ello, y teniendo en cuenta la “maldición de la dimensionalidad” (*curse of dimensionality*)^[9], que plantea que el número de datos necesarios para especificar una función, en general, crece exponencialmente con la dimensión del espacio de entrada, una fase crucial en el desarrollo del modelo del alargamiento de las bobinas en el *skin-pass*, fue la selección de las variables más influyentes en el problema, de todo el conjunto de variables disponible, con el propósito de reducir el tamaño del conjunto de datos sin sacrificar la calidad del modelo obtenido.

En la selección de las variables que intervendrían en la generación del modelo resultó imprescindible la colaboración de los expertos, quienes consideraron esenciales 15 variables de la composición química de la colada, 5 variables del proceso de laminación y 6 variables de la línea de galvanizado (Tabla I).

Una buena selección de variables puede mejorar la calidad del modelo, pero, además, es necesario 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. Desafortunadamente, por las condiciones existentes en las indus-

trias (interferencias electromagnéticas, el factor humano, etc.), los datos erróneos, definidos en la literatura como *outliers*, son muy probables entre los datos almacenados. La presencia de estos datos atípicos en el conjunto de datos causa un peor ajuste, en ocasiones lejano del óptimo, del modelo obtenido, por lo que es muy importante tratarlos de algún modo para que no perjudiquen el modelo buscado.

En este trabajo, primero se realizó un filtrado inicial de los datos en base al conocimiento previo aportado por los expertos. De esta forma, se eliminaron las bobinas fabricadas para pruebas, las que no poseían la calidad requerida, aquellas cuyo alargamiento en el *skin-pass* estuviera fuera de los límites físicos del 0-2 %, así como aquellas que no habían sido procesadas en el *skin-pass*. Tras esta limpieza inicial de los datos, se buscaron aquellas muestras que pudieran contener datos erróneos empleando descriptores estadísticos, técnicas de visualización (*scatterplots*, *boxplots*, etc.), así como el algoritmo PAELLA^[10] para la detección de espurios y limpieza de datos, desarrollado por el grupo de investigación al que pertenecen los autores.

De esta forma, la base de datos finalmente utilizada para modelar el alargamiento de las bobinas de acero en el *skin-pass* contenía un total de 11.788 muestras, pertenecientes a 7 grupos de acero definidos por el fabricante de las mismas. La tabla I muestra el rango, el valor medio y la desviación típica de cada una de las variables de entrada utilizadas, con el simple propósito de listarlas y de dar una idea del rango cubierto. Por otro lado, en la tabla II se indica, a modo de resumen, el número de bobinas existentes en cada uno de los siete grupos de acero analizados.

2.1. Análisis estructural de los datos

Una vez obtenida una base de datos adecuada para construir el modelo, se comprobó si cada uno de los grupos de acero predefinidos se podía considerar como una clase de comportamiento distinta, con el fin de saber si se debía construir un único modelo para todo el conjunto de datos o, si por el contrario, se hacía necesario un modelo para cada una de las clases presente en los datos.

La herramienta utilizada para responder a esta cuestión fue el análisis discriminante lineal (*Linear Discriminant Analysis*, LDA), ya que esta técnica permite, una vez conocidas las clases presentes, describir las diferencias entre ellas y definir cuáles son las variables que mejores características presentan en la determinación o predicción de la clase a la que pertenece una observación^[11].

Tabla I. Variables utilizadas para desarrollar el modelo del alargamiento en el *skin-pass**Table I. Used variables in developing the model of strip elongation in the skin-pass section*

Variable	Símbolo	Mínimo	Máximo	Valor medio	Desviación típica
<i>Composición química de la colada</i> (% en peso)					
	C	0,0009	0,1355	0,0217	0,0326
	Mn	0,0577	1,5057	0,3122	0,2757
	Si	0,0029	0,3951	0,0454	0,0811
	S	0,0011	0,0350	0,0086	0,0025
	P	0,0024	0,0829	0,0215	0,0233
	Al	0,0043	0,1051	0,0334	0,0084
	Cu	0,0022	0,0822	0,0161	0,0066
	Ni	0,0103	0,0603	0,0183	0,0043
	Cr	0,0084	0,2494	0,0244	0,0292
	Nb	0	0,0490	0,0054	0,0121
	V	0	0,0220	0,0015	0,0012
	Ti	0	0,0798	0,0428	0,0270
	B	0	0,0038	0,0003	0,0004
	N	0,0010	0,0117	0,0032	0,0011
	Pb	0	0,0014	0,0002	0,00015
<i>Variables de laminación</i>					
Temperatura de laminación (°C)	tmp.lam	788	950	912,6	13,5
Temperatura de la bobina (°C)	tmp.bob	515	733	644,2	40
Temperatura en el área de calentamiento (°C)	tmp.calent	500	1.244	957,3	107,2
Tiempo en hornos (min)	min.hornos	132	360	222,5	47,2
Tiempo en el área de calentamiento (min)	min.calent	10	120	43,7	15,9
<i>Variables del proceso de galvanizado</i>					
Espesor de la banda base (mm)	esp.ent	0,4	2,02	1,122	0,3967
Espesor de entrada en galvanizado/ espesor medio en semicontinuo	rel.esp	0,1456	0,7156	0,3197	0,0681
Temperatura media de la banda a la salida de la zona de calentamiento del horno de recocido (°C)	tmpp2	702	874	792	20,2
Velocidad media de la banda dentro del horno de recocido (m/min)	velcen	40	149	105,4	24,1
Tensión de salida en el <i>skin-pass</i> (daN)	skin.ten.sal	1.370	9.856	4.599	1.799,8
Fuerza de laminación/ancho de la banda (T/mm)	fue.lam.ancho	0,0489	0,5907	0,2245	0,0814

El LDA arrojó un total de seis funciones discriminantes (LD1 a LD6). Sin embargo, la mayoría de la información estaba contenida en las tres primeras, ya que explicaban un 96,52 % de la varianza total contenida en los datos. Es decir, con la proyección obtenida con estas tres primeras funciones (LD1 a LD3), representada en la figura 2 a), era posible de-

terminar si las clases propuestas se podían considerar diferentes entre sí. En la mencionada figura se observa la existencia de varios grupos bastante bien separados, concretamente el 1, el 2 y el 6, lo que quiere decir que su comportamiento era marcadamente diferente del resto. En cuanto al resto de grupos (0, 3, 4 y 5), aparecen próximos los unos de los otros, por lo

Tabla II. Número total de bobinas disponibles para el modelado en cada grupo de acero analizado

Table II. Total number of coils for the modelling of each steel group analysed

Grupo de acero	Número de muestras
0	1.022
1	6.282
2	2.003
3	390
4	1.484
5	269
6	338
Total	11.788

que no resultaba evidente su diferencia. Sin embargo, el hecho de que no estuvieran mezclados parecía indicar que realmente se podían considerar como clases distintas y que la presencia de los otros grupos no permitía obtener un plano de proyección donde se apreciaran las diferencias entre ellos. Para comprobar esta hipótesis se realizó un nuevo LDA, pero en este caso utilizando únicamente las bobinas pertenecientes a estos cuatro grupos de acero: el nuevo análisis discriminante (Fig. 2 b)) confirmó que estos cuatro grupos estaban separados unos de otros y que se

podían considerar como diferentes clases de comportamiento.

En resumen, el análisis discriminante lineal constató la necesidad de desarrollar un modelo para cada uno de los grupos de acero establecidos.

3. DESARROLLO DEL MODELO

Mientras que las fases previas básicamente preparaban los datos para el modelado, aquí es donde se buscan soluciones al problema. Hoy en día, el modelado no lineal cuenta con importantes técnicas que han alcanzado gran aplicabilidad gracias al creciente desarrollo de los procesadores. Entre estas técnicas se pueden mencionar los algoritmos genéticos, la lógica difusa, etc., si bien, una de las herramientas más empleadas en la industria, por su eficiencia y simplicidad, son las redes neuronales, las cuales, tal y como se adelantaba en la introducción, han sido utilizadas en el desarrollo del modelo del alargamiento de la banda de acero en el *skin-pass*.

Una de las arquitecturas de redes más adecuada para la determinación de modelos de procesos, empleando datos de entrada y salida del mismo, es la llamada red perceptrón multicapa (*MultiLayer Perceptron*, MLP), por ser considerada un aproximador universal de funciones^[12 y 13]. Más concretamente, una red MLP conteniendo al menos una capa oculta con suficientes unidades no lineales, puede

Figura 2. Proyección LDA. a) Con los siete grupos iniciales; b) Con los grupos de acero 0, 3, 4 y 5.

Figure 2. LDA projection. a) According to steel classes 0 to 7. b) According to steel groups 0, 3, 4 and 5.

aprender cualquier tipo de función o relación continua entre un grupo de variables de entrada y salida.

En este trabajo, para cada una de las clases de acero analizadas con un número suficiente de patrones, esto es, los grupos de acero 0, 1, 2 y 4, se entrenó un conjunto de redes neuronales MLP con 26 entradas, una capa oculta con un número variable de neuronas (entre 20 y 48) y una salida. Para las neuronas de la capa oculta se utilizó una función de activación logística, mientras que para la de salida la función empleada fue la lineal.

En cuanto al algoritmo de entrenamiento, se seleccionó el de retropropagación del error (*Back Propagation*, BP), con un parámetro de aprendizaje igual a 0,2. Pero, además, para evitar problemas de sobreajuste (*overfitting*) de las redes entrenadas, se empleó en el aprendizaje un método de regularización: el decaimiento de pesos (*weight decay*), con un término igual a $5 \cdot 10^{-7}$. La aplicación de esta técnica, consistente en asociar a cada peso una tendencia de disminución a cero para que desaparezcan aquellos que no son actualizados periódicamente, reduce la complejidad de la red y hace el aprendizaje más fácil. Además, con el mismo número de patrones de entrenamiento, la reducción de los pesos mejora la capacidad de generalización de las redes neuronales^[14].

Por otro lado, a fin de evitar que la red se adaptara demasiado a las particularidades de los patrones empleados en el entrenamiento, aprendiendo incluso el ruido presente en ellos, es decir, para obtener la mejor generalización posible, se utilizó el método de parada temprana (*early stopping*). Para ello, la base de datos se dividió en tres conjuntos de patrones: entrenamiento (57 % de las muestras), validación (28 % de los datos disponibles) y test (15 % restante). Con los patrones de entrenamiento se realizó el ajuste de los pesos de las neuronas, mientras que los de validación se utilizaron para comprobar, cada cierto número de ciclos de entrenamiento (30 en este trabajo, de un total de 100.000), que el error obtenido con los patrones de entrenamiento era coherente con el error que vería la red neuronal frente a nuevos datos que no hubieran participado en el ajuste. Cuando este error de validación se minimizaba, el entrenamiento de la red concluía. Por último, los patrones de test, no vistos nunca por la red entrenada, sirvieron para comprobar la capacidad de generalización de la misma.

Para que los resultados del entrenamiento no dependieran de una determinada selección, que al ser aleatoria pudiera no ser idónea en el contenido de su información, se generaron siete conjuntos de ficheros con los que se realizaron el entrenamiento, validación y test, seleccionando finalmente la red

que mejor se adaptara a la información contenida en los datos.

En resumen, se generaron 203 experimentos para cada una de las clases de acero que se pretendía modelar. Tras entrenar todas las redes, su comportamiento en el test indicó la mejor configuración para cada uno de los casos estudiados.

3.1. Implementación

El trabajo presentado en este artículo, ha sido completamente desarrollado sobre un sistema operativo Linux con herramientas de libre distribución, lo que implica una reducción en los costes de desarrollo. Por un lado, el paquete de análisis matemático R^[15], disponible para múltiples plataformas y que incluye una amplia variedad de técnicas estadísticas y gráficas, ha sido fundamental en el preprocesamiento de los datos, en su visualización y en el posterior análisis de los resultados obtenidos. Por otro lado, el software SNNS^[16] (*Stuttgart Neural Network Simulator*) fue el elegido para el aprendizaje de las redes neuronales. Este simulador de redes neuronales, desarrollado por miembros de la Universidad de Stuttgart y disponible también para múltiples plataformas, ofrece la posibilidad de elegir distintas arquitecturas de redes y algoritmos de entrenamiento.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Tras entrenar todas las configuraciones diseñadas, llega el momento de seleccionar la mejor red neuronal para cada una de las clases de acero objeto de estudio. Un indicador de la bondad de cada red es su comportamiento en test: aquella que predice los patrones de test con un menor error cuadrático medio (*Mean Squared Error*, MSE), es la seleccionada como modelo predictivo de la clase en cuestión. Así, por ejemplo, para el grupo de acero 1, la red con un menor error de test y, por tanto, la elegida para estimar el alargamiento de esta clase, fue la que tenía 31 neuronas en la capa oculta. En la figura 3 se observa como la predicción realizada por esta red neuronal se ajusta bastante bien a la realidad. Además, los gráficos de residuos representados en la misma, permiten evaluar la normalidad de los residuos y determinar si existe una estructura interna remanente que el modelo no es capaz de explicar: a la vista de los resultados, se puede considerar que los residuos siguen una distribución normal y, por tanto, verifican la bondad del ajuste realizado.

Figura 3. Resultados de test de la mejor red entrenada para el grupo 1. El panel superior representa el alargamiento medido (línea continua) y el estimado (línea discontinua). Los paneles inferiores muestran diferentes gráficos residuales que permiten observar su normalidad.

Figure 3. Test results of the best neural network for steel class 1. The upper panel plots the measured (solid line) and predicted elongation (dashed line). The lower panels show different residuals plots to observe their normality.

Tabla III. Resultados de test para cada una de las clases de acero analizadas

Table III. Test results for each steel class analysed

Clase de acero	Neuronas ocultas	SST	SSE	MSE	Error mínimo	Error máximo	Error medio	Desviación típica
0	30	16,88	2,20	0,0144	-0,35	0,44	0,009	0,12
1	31	36,41	7,86	0,0083	-0,32	0,31	-0,018	0,09
2	22	7,80	2,19	0,0073	-0,25	0,34	0,004	0,09
4	24	17,12	5,61	0,0252	-0,44	0,37	0,034	0,15

Aunque en este trabajo únicamente se muestran de forma gráfica los residuos de test del grupo de acero 1, debe señalarse que los residuos de los modelos neuronales del resto de grupos también siguen una distribución normal. A modo de resumen, la tabla III muestra los siguientes resultados con los patrones de test:

- Neuronas ocultas. Número de neuronas en la capa oculta de la mejor red entrenada.
- SST (*Sum Squared Total*). La suma total al cuadrado recoge la variación total de la variable dependiente.
- SSE (*Sum Squared Error*). Es la suma de los errores de predicción al cuadrado e indica la

parte de la varianza total no explicada por el modelo, por lo que es importante que sea pequeño.

- MSE (*Mean Squared Error*). El error cuadrático medio es la medida de los errores cometidos por el modelo para cada uno de los patrones de test.
- Errores mínimo y máximo. Muestran el rango en el que se mueven los errores de predicción.
- Error medio. 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.

Los resultados de esta tabla III reflejan la bondad de los modelos desarrollados, ya que son capaces de explicar la mayor parte de la varianza total de los datos, el error medio en todos los casos se encuentra próximo a cero y su desviación típica no es grande. Sin embargo, en este caso particular, obtener un buen modelo era una condición necesaria pero no suficiente para resolver el problema planteado. Es decir, para poder utilizar los modelos propuestos como detectores de bobinas erróneamente etiquetadas, resultaba imprescindible que fueran capaces, no sólo de estimar correctamente el alargamiento de las bobinas “buenas”, sino de obtener alargamientos significativamente diferentes a los reales cuando la composición química era incorrecta. En la siguiente sección se muestran los resultados de las comprobaciones hechas a este respecto.

4.1. Comportamiento de los modelos con composiciones erróneas

Con objeto de comprobar, sobre la línea de producción, la utilidad de los modelos desarrollados para resolver el problema planteado, se analizó su comportamiento con bobinas cuya composición se sabía que era incorrecta.

En primer lugar, se utilizaron cinco bobinas de un grado de acero diferente al tipo 1, para las que se supuso la pertenencia a este grupo, modelando así el error de inversión de secuencia que se pretendía descubrir. Al introducir los datos de estas bobinas en la red neuronal entrenada para el grupo 1, se obtuvieron alargamientos significativamente diferentes de los realmente medidos durante el proceso de fabricación (Tabla IV), lo que indicaría que lo que se estaba procesando no era realmente lo que se creía que era como, de hecho, así ocurrió. Los ingenieros de planta

Tabla IV. Comparación entre los alargamientos estimados y reales en los casos conocidos de etiquetado incorrecto

Table IV. Comparison of predicted and measured elongation values for the well-known wrong labelled coils

Grupo de acero	Alargamiento medido	Alargamiento estimado por la red	Error
1	0,377	1,601	-1,224
1	0,453	1,651	-1,198
1	0,44	1,447	-1,007
1	0,882	1,219	-0,337
1	0,521	1,291	-0,770

emplearon esta técnica para contrastar la calidad del cerrojo y para establecer el umbral entre bobinas correctamente secuenciadas y las que provienen de una inversión de secuencia. De esta manera, el umbral obtenido se ha empleado para establecer un nivel de alarma ante un posible caso de etiquetado erróneo.

Tal y como se comentó en la introducción, éste es un problema que se plantea en contadas ocasiones, pero que obliga a tener el sistema de vigilancia permanentemente en operación. En todo caso y ante el coste significativo de procesar material fuera de secuencia en la línea para calibrar todos los umbrales para alerta, se optó por modificar la composición química de las bobinas pertenecientes al resto de grupos de acero de forma *off-line*, con el fin de comprobar que las redes neuronales entrenadas eran capaces de detectar estos cambios y valorar los antedichos umbrales para alarma. Así, por ejemplo, en la figura 4 se puede comprobar la diferencia entre las estimaciones obtenidas con los patrones de test del grupo de acero 0 y las predicciones que se obtuvieron al cambiar la composición química original por la de las bobinas del grupo de acero 4. A pesar de no haber representado gráficamente el resto de casos analizados, se han obtenido todos los umbrales para los modelos desarrollados en el caso de recibir bobinas con composiciones químicas diferentes a las que corresponderían a su grupo.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha expuesto una metodología, basada en técnicas de minería de datos, para el desarrollo de un cerrojo artificial, con el que sea posible detectar aquellas bobinas de acero que han sido etiquetadas

Figura 4. Red entrenada para el grupo de acero 0: comparación entre el alargamiento real (línea continua), el estimado con la composición química correcta (línea discontinua) y el estimado con datos de composición química del grupo de acero 4 (línea punteada).

Figure 4. Network calibrated for steel grade 0: comparison of measured elongation (solid line), predicted elongation with the right chemical composition (dashed line) and predicted elongation with chemical composition of steel grade 4 (dotted line).

erróneamente durante su proceso de fabricación. El buen comportamiento de la solución propuesta, consistente en modelos neuronales capaces de estimar *on-line* el alargamiento de las bobinas de acero galvanizado en el *skin-pass*, muestra su utilidad para resolver el problema planteado, por comparación con lo medido físicamente en propio *skin-pass*.

Las ventajas de esta aproximación son evidentes, ya que con la integración de este cerrojo en el proceso productivo, se consigue evitar el envío de partidas de material incorrecto, así como sus consecuencias. Además, hay que tener en cuenta la facilidad de implementación de los modelos propuestos en la línea de producción, ya que el software utilizado en el entrenamiento de las redes (SNNS), posee una utilidad que traduce las redes entrenadas a funciones en código C.

Por otro lado, el sistema desarrollado es abierto y fácilmente extensible a cualquier nueva clase de acero que se fabricase: una vez obtenida una red neuronal adecuada para estimar el alargamiento en el *skin-pass* de ese nuevo grupo de acero, se obtendría el código C correspondiente y se añadiría esta nueva función a las ya existentes, con mínimas modificaciones.

Agradecimientos

Los autores agradecen al Ministerio de Educación y Ciencia de España, Dirección General de Investigación, a través del proyecto DPI2004-07264-C02-01, al II Plan Riojano de I+D+i y a la Unión Europea, a través del proyecto CEUTIC de INTERREG IIIA, así como del programa RFCS mediante los contratos RFS-CR-04023 y RFS-CR-04043, por su contribución a la financiación parcial de estos trabajos.

REFERENCIAS

- [1] J.B. ORDIERES-MERÉ, A. GONZÁLEZ-MARCOS, J.A. GONZÁLEZ Y V. LOBATO-RUBIO, *Ironmaking Steelmaking* 31 (2004) 43-50.
- [2] A.V. PERNÍA-ESPINOZA, M. CASTEJÓN-LIMAS, A. GONZÁLEZ-MARCOS Y V. LOBATO-RUBIO, *Ironmaking Steelmaking* 32 (2005) 418-426.
- [3] P. CHAPMAN, J. CLINTON, R. KERBER, T. KHA-BAZA, R. REINARTZ, C. SHEARER Y R. WIRTH, *CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide*, CRISP-DM consortium / SPSS Inc., 2000.

- [4] D. PYLE, *Data Preparation for Data Mining*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, EE.UU., 1999, pp. 9-44.
- [5] R.J. BRACHMAN Y T. ANAND, *Advances in knowledge discovery and data mining*, U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth y R. Uthrusamy (Eds.), AAAI Press/The MIT Press, Menlo Park, CA, EE.UU., 1996, pp. 37-57.
- [6] U. FAYYAD, G. PIATETSKY-SHAPIRO Y P. SMYTH, *Proc. KDD-96*, Portland, Oregon, 1996, E. Simoudis, J. Han y U. Fayyad (Eds.), AAAI Press, Menlo Park, CA, EE.UU., 1996, pp. 82-88.
- [7] R. BELLMAN, *Adaptive Control Processes: A Guided Tour*, Princeton University Press, New Jersey, EE.UU., 1961.
- [8] M. CASTEJÓN-LIMAS, J.B. ORDIERES-MERÉ, F.J. MARTÍNEZ DE PISÓN-ASCACÍBAR Y E. VERGARA-GONZÁLEZ, *Data Min. Knowl. Disc.* 9 (2004) 171-187.
- [9] G.J. MCLACHLAN, *Discriminant analysis and statistical pattern recognition*, John Wiley & Sons, New York, EE.UU., 1992.
- [10] K. FUNAHASHI, *Neural Netw.* 2 (1989) 183-192.
- [11] K. HORNIK, M. STINCHCOMBE Y H. WHITE, *Neural Networks* 2 (1989) 359-366.
- [12] S. HAYKIN, *Neural networks, a comprehensive foundation*, Prentice Hall, 2ª ed., New Jersey, EE.UU., 1999, pp. 146-255.
- [13] <http://www.r-project.org>. The R Project for Statical Computing.
- [14] <http://www-ra.informatik.uni-tuebingen.de/download/>. Institute for parallel and distributed high performance systems. SNNS-Stuttgart Neural Network Simulator.