

TÉCNICAS INTELIGENTES DE MINERÍA DE DATOS PARA MEJORAR LOS PROCESOS DE EXTRUSIÓN DE CAUCHO

Barreto C.; Ordieres J.^(p); Castejón M.; Ortiz, I.; Fernández, R.

Abstract

Application of data mining techniques to continuous extrusion of some rubber profiles allow us to identify strategies from different operators in order to keep on track production of these profiles.

The work carried out will evaluate parameters used by these operators, time between adjustments and some other aspects as they can show us different strategies that must be categorized in order to produce best practices, from operation point of view.

The work is preliminar but it can provide valuable knowledge from practical point of view.

Palabras clave: Knowledge management; data mining; rubber extrusion.

Resumen

La aplicación de técnicas de minería de datos para la extrusión continua de algunos perfiles de caucho nos permite identificar estrategias para el seguimiento de esos perfiles por los operadores.

El trabajo ejecutado puede ser evaluado a través de los parámetros usados por esos operadores, el tiempo entre los ajustes y algunos otros aspectos que pueden mostrarnos y que deben ser clasificados para diferentes estrategias para producir buenas prácticas, desde el punto de vista de la operación.

El trabajo es preliminar pero puede proporcionar conocimiento valioso desde el punto de vista práctico.

Palabras clave: Gestión del conocimiento, minería de datos, extrusión de caucho.

1. Introducción

El progreso tecnológico ha permitido la automatización de los procesos de manufactura, lo que ha generado la existencia de grandes almacenes de datos y con una complejidad elevada. Estos almacenes de datos, contienen conocimiento valioso del proceso que puede ser analizado a través del enfoque conocido como Minería de datos. Esta disciplina está dirigida al descubrimiento del conocimiento sin necesidad de formular previamente una hipótesis [1], lo que la hace particularmente adecuada para el análisis y mejoramiento de procesos industriales a través de datos históricos contenidos en grandes bases de datos. Aunque existen varias definiciones de Minería de datos [2-5], una muy completa es la que expresa que es el conjunto de técnicas y herramientas aplicadas al proceso no trivial de extraer y presentar conocimiento implícito previamente desconocido, potencialmente útil y humanamente comprensible, a partir de grandes conjuntos de datos, con el objeto de predecir en forma automatizada tendencias y comportamientos y/o descubrir de forma automatizada modelos previamente desconocidos [6].

La Minería de datos, se encuentra inserta en el campo de la investigación conocida como Gestión del conocimiento, la que abarca todas las tecnologías que surgen de la necesidad

de procesar, analizar y aprovechar la información escondida en grandes volúmenes de datos [7]. A través de la Minería de datos, es posible encontrar fácilmente patrones en los datos, por lo que ha encontrado un buen campo de aplicación en procesos industriales [8-11].

En este trabajo se aplicó la metodología de Minería de datos al proceso de extrusión para la obtención de perfiles de caucho para automóvil, con el objetivo de obtener información valiosa a partir de los datos históricos que se encuentran en las bases de datos, que se han generado a partir del propio proceso. El análisis se llevó a cabo con datos de producción continua y, partir del conocimiento obtenido, se propuso a los operadores una estrategia para el control del proceso y evitar la generación de producto defectuoso. Los antecedentes a este análisis son los realizados por González *et al* [12-13] y Martínez de Pisón *et al* [14] en los cuales se obtuvieron valiosos resultados y propuestas interesantes que han permitido mejorar la calidad del producto obtenido.

2. Proceso de extrusión de perfiles de caucho

La línea de producción de perfiles de caucho, consiste de varias operaciones: extrusión, vulcanización, flockado y troquelado. Inicia con la alimentación de láminas de caucho a tres extrusoras, una extrusora principal (EP) y dos auxiliares (E1 y E2). El proceso de extrusión permite obtener un perfil (ver Figura 1) de una configuración definida, es un proceso en caliente [15-18] y determinante en la fabricación de un perfil con las especificaciones requeridas. Como el perfil se encuentra caliente y viscoso al abandonar la extrusora, en ese momento es difícil obtener muestras para conocer las características de calidad del producto extruido, por lo cual es muy importante controlar ciertos parámetros durante el proceso de extrusión. Si el producto no se obtiene con las características deseadas, se pueden generar muchos metros de producto defectuoso, ya que la velocidad con que avanza el perfil es de 15 m/min.



Figura 1. Algunos perfiles de caucho para automóvil.

Como ya se mencionó, la línea completa para la producción de perfiles de caucho (ver Figura 2), también incluye otros procesos, como la vulcanización que le confiere la rigidez necesaria al perfil. En la operación de flockado, a los perfiles se les agrega una pelusilla para que el vidrio se deslice con facilidad por el perfil y aquél no se raye. Por último, los perfiles se troquelan de acuerdo a las dimensiones solicitadas, según el modelo del automóvil para el cual será destinado.

La presente investigación se realizó con los datos históricos arrojados por el proceso de extrusión, con la finalidad de conocer el comportamiento que han tenido ciertos parámetros importantes del proceso como son: la temperatura, la velocidad y la presión, en las tres extrusoras ya mencionadas. Si dichos parámetros no son controlados adecuadamente entonces se generan diversos problemas de calidad en los productos extruidos. Una de las

propiedades más afectadas por modificaciones en la temperatura es la resistencia al impacto de los perfiles, esta propiedad es importante en estos productos debido a que en el uso estarán sometidos a diversos impactos y climas extremos.



Figura 2. Línea de fabricación de perfiles de caucho para automóvil.

La aplicación de técnicas de minería de datos al proceso de extrusión de perfiles de caucho para automóvil, permitió obtener información útil y la propuesta de una estrategia de control del proceso.

3. Metodología de minería de datos aplicada al proceso de extrusión de perfiles de caucho

Existen diversas metodologías de Minería de datos, pero las más conocidas son CRISP-DM [19] y SEMMA [20], aunque en general el proceso de Minería de datos consiste de los siguientes pasos: Selección de objetivos, Preparación de los datos, Aplicación de algoritmos y Análisis de los resultados [21]. Los pasos de Minería de datos aplicados al proceso de extrusión de perfiles de caucho, se realizaron como a continuación se muestra:

3.2 Preparación de los datos

Esta fase es a la que más tiempo se le dedica y a la que no se le da mucha importancia porque no se obtienen resultados definitivos, pero puede ser la clave entre el éxito o el fracaso en un proyecto de Minería de datos. En esta fase se aplicaron los siguientes tres pasos:

a. Selección de los datos:

Los datos utilizados se encontraban en una base de datos que contenía información que fue generando el proceso minuto a minuto de enero a diciembre del 2006, de cinco líneas de producción de perfil. Cada base de datos contenía 52 variables en total, 25 de ellas pertenecían a valores objetivo (_PR) y 31 variables a valores reales obtenidos del proceso (_R), ver Tabla 1.

[1]	"idt"	"fecham"	"AVG(`E1_C1_T_Pr`)"
[4]	"AVG(`E1_C1_T_Pr`)"	"AVG(`E1_C2_T_Pr`)"	"AVG(`E1_C2_T_Pr`)"
[7]	"AVG(`E1_C3_T_Pr`)"	"AVG(`E1_C3_T_Pr`)"	"AVG(`E1_Cab_T_Pr`)"
[10]	"AVG(`E1_Cab_T_Pr`)"	"AVG(`E1_Hus_T_Pr`)"	"AVG(`E1_Hus_T_Pr`)"
[13]	"AVG(`E1_P_R`)"	"AVG(`E1_T_R`)"	"AVG(`E1_V_Pr`)"
[16]	"AVG(`E1_V_R`)"	"AVG(`E2_C1_T_Pr`)"	"AVG(`E2_C1_T_Pr`)"
[19]	"AVG(`E2_C2_T_Pr`)"	"AVG(`E2_C2_T_Pr`)"	"AVG(`E2_C3_T_Pr`)"
[22]	"AVG(`E2_C3_T_Pr`)"	"AVG(`E2_Cab_T_Pr`)"	"AVG(`E2_Cab_T_Pr`)"
[25]	"AVG(`E2_Hus_T_Pr`)"	"AVG(`E2_Hus_T_Pr`)"	"AVG(`E2_P_R`)"
[28]	"AVG(`E2_T_R`)"	"AVG(`E2_V_Pr`)"	"AVG(`E2_V_R`)"
[31]	"AVG(`EP_C1_T_Pr`)"	"AVG(`EP_C1_T_Pr`)"	"AVG(`EP_C2_T_Pr`)"
[34]	"AVG(`EP_C2_T_Pr`)"	"AVG(`EP_C3_T_Pr`)"	"AVG(`EP_C3_T_Pr`)"
[37]	"AVG(`EP_Cab_T_Pr`)"	"AVG(`EP_Cab_T_Pr`)"	"AVG(`EP_Hus_T_Pr`)"
[40]	"AVG(`EP_Hus_T_Pr`)"	"AVG(`EP_P_R`)"	"AVG(`EP_T_R`)"
[43]	"AVG(`EP_V_Pr`)"	"AVG(`EP_V_R`)"	"hilera"
[46]	"AVG(`HM_T1_Pr`)"	"AVG(`HM_T1_R`)"	"AVG(`HM_T2_Pr`)"
[49]	"AVG(`HM_T2_R`)"	"AVG(`HM_V_Pr`)"	"AVG(`HM_V_R`)"
[52]	"LINEA"		

Tabla 1: Variables del proceso de extrusión de perfiles de caucho.

Específicamente, las variables contenidas en las bases de datos fueron: la fecha, la temperatura y la presión de la Extrusora principal (EP) y de las dos Extrusoras auxiliares (E1 y E2), en las zonas de cuerpo y cabezal; la temperatura y la velocidad del husillo; la temperatura y la velocidad del Horno de microondas (utilizado para vulcanizar); el tipo de perfil así como la línea de producción donde fue extruido el perfil.

b. Preproceso de los datos.

Para analizar los datos de producción en régimen permanente, fue necesario identificar y eliminar los datos que correspondían a paros, arranques, tramos muy cortos de producción (menores a 2 hr) y datos espurios. Para lograr este paso, se hizo uso del paquete estadístico R [22], de libre distribución y que permite la aplicación de algoritmos adecuados para el fin que se persigue.

Para fines explicativos se considerará una de las líneas de producción analizadas, en esta se continuo el estudio con el 25.17% de los datos con respecto a la cantidad original.

c. Transformación de los datos.

Como los algoritmos a utilizar solo aceptan datos de tipo cuantitativo, entonces las variables que se utilizaron para el análisis de la información, fueron la temperatura, la presión y la velocidad de la Extrusora principal y de las dos Extrusoras auxiliares, así como la temperatura y la velocidad del Horno de microondas.

En cada línea de producción se identificaron los datos de producción en régimen continuo que se generaron por cada tipo de perfil obtenido. En el caso de la línea de producción que

aquí se ejemplifica, en el periodo analizado se fabricaron ocho tipos diferentes de perfil (ocho Hileras), ver Tabla 2, y en la Hilera que presenta mayor número de registros, la número 59, se identificaron 25 secuencias en régimen permanente.

HILERA	# REGISTROS
59	1546
593	877
596	200
598	960
791	11
914	286
944	752
947	585

Tabla 2. Tipos de perfil identificados en una línea de producción de perfil de caucho.

Para terminar con este paso, para que se facilitaran las comparaciones entre las diferentes variables analizadas, los datos se normalizaron en el rango 0-1 [23].

3.3 Aplicación de algoritmos

Una vez que se tiene una base de datos lista para que puedan aplicarse las técnicas de minería de datos, entonces se aplicaron los algoritmos adecuados para continuar con el análisis de la información.

Para observar la estructura de los datos y dada la dimensionalidad de la base de datos, se aplicaron el Análisis Sammon [24] y el Análisis de Componentes Principales (PCA)[25], ambos son algoritmos de reducción dimensional, el primero no lineal y el otro lineal para determinar la congruencia en la información.

En todas las Hileras se aplicaron los mismos algoritmos, en este caso se mostrará lo obtenido en las Hileras 59 y 593 de la línea de producción que se está ejemplificando. Podemos observar en la Figura 3 y la Figura 4 las gráficas correspondientes al Análisis Sammon, donde se distinguen entre tres y cuatro agrupamientos en los datos. Por otra parte, en la Figura 5 y Figura 6, podemos observar que la gráfica del PCA también muestra de tres a cuatro agrupamientos. Lo cual quiere decir que existe congruencia en la información.

Los grupos que se observan en las gráficas, revela la existencia de perfiles de caucho con características distintas dentro de un mismo tipo de perfil, pese a que se desea que el producto del mismo tipo contenga características homogéneas.

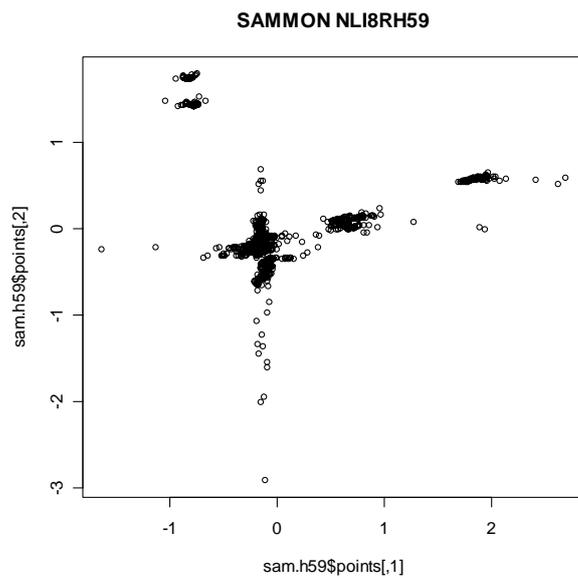


Figura 3. Gráfica del Análisis Sammon de la Hilera 59.

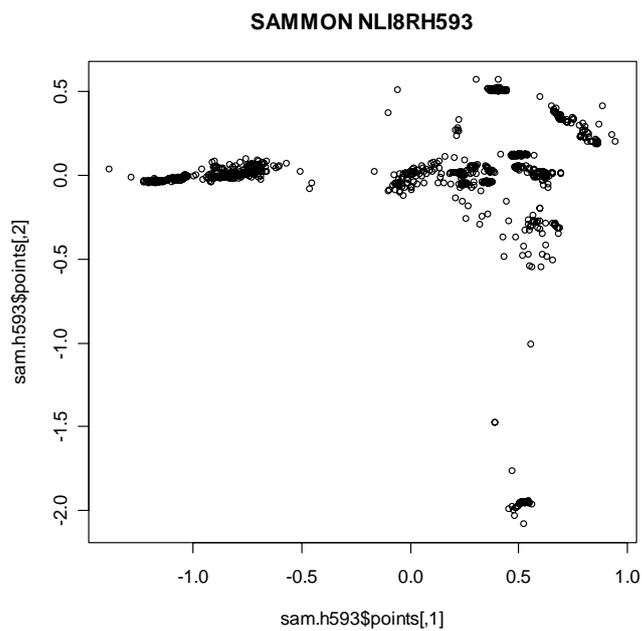


Figura 4. Gráfica del Análisis Sammon de la Hilera 593.

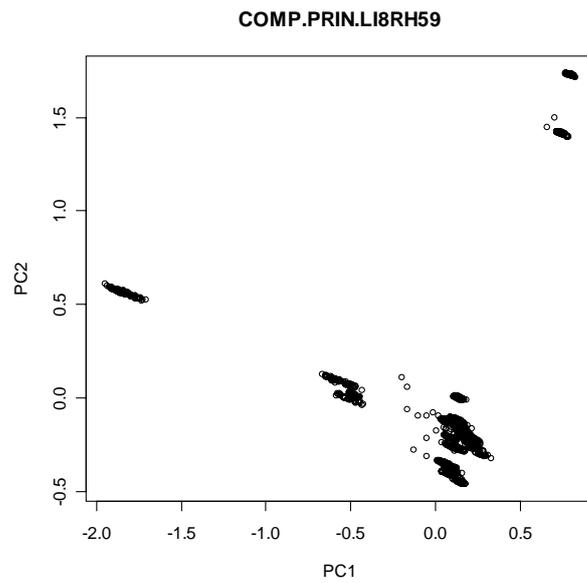


Figura 5. Gráfica del PCA de la Hilera 59.

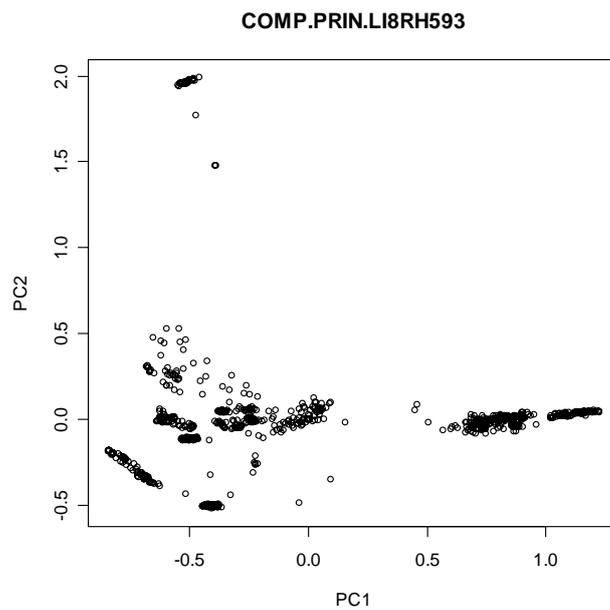


Figura 6. Gráfica del PCA de la Hilera 598.

El PCA también proporciona información acerca de la varianza que presentan las dos Componentes Principales así como de las variables que son responsables de esa desviación estándar, ver Tabla 3. En ambas Hileras, cada una de las dos primeras Componentes Principales presentó una desviación estándar mayor a 40%.

Hilera 59			Hilera 593		
VARIABLE	COMPONENTE PRINCIPAL 1 (%)	COMPONENTE PRINCIPAL 2 (%)	VARIABLE	COMPONENTE PRINCIPAL 1 (%)	COMPONENTE PRINCIPAL 2 (%)
E1_T	37	12	E1_C1_T	6	35
E2_C1_T	13	43	E1_C2_T	10	34
E2_C2_T	15	40	E1_C3_T	23	24
E2_C3_T	15	41	E1_Hus_T	20	5
E2_Cab_T	17	43	E1_T	45	3
E2_Hus_T	13	39	E2_T	47	7
EP_C1_T	35	13	EP_C2_T	8	42
EP_C2_T	35	13	EP_C3_T	5	41
EP_C3_T	34	12	EP_Cab_T	17	24
EP_Hus_T	36	13	EP_Hus_T	6	32
EP_P	44	14	EP_P	55	1

Tabla 3. Influencia mayor al 20% para las dos Componentes Principales, en la Hilera 59.

Los mismos algoritmos se aplicaron en las demás Hileras de las líneas de producción, obteniéndose resultados similares.

3.4 Análisis de resultados

En general, se forman se tres a cuatro grupos, como ya fue mostrado en las gráficas anteriores, lo que significa que existen, dentro del mismo tipo de perfil, características que, si bien están dentro del rango aceptable de calidad, son distintas para el mismo producto y, en algunos casos realmente se llegan a producir metros de perfil fuera de especificaciones.

Por otra parte, y al observar los resultados de las demás Hileras, es posible percatarse que la Temperatura en las diferentes zonas de las tres extrusoras así como la Presión de la Extrusora Principal, son las variables responsables de mayor varianza en el producto. Este aspecto es de particular importancia, debido a que sobre estas variables se tendrá mayor control para estabilizar el proceso.

4. Estrategia de control

De acuerdo a los resultados obtenidos se propuso que se establecieran alarmas que auxilien al operador y le indiquen que los parámetros del proceso comienzan a tener cierta variabilidad y este realice lo necesario para volver a estabilizar el proceso.

Es necesario que se alerte a los operadores para que lleven a cabo acciones que mejoren las condiciones del proceso, antes de que se alteren las condiciones normales de producción. La Temperatura ha sido detectada como la variable que más variabilidad presenta, su control es importante debido a que es la que actúa en la viscosidad del polímero provocando una baja resistencia al impacto en el producto, característica que debe cuidarse porque el perfil al usarse en los automóviles estará sometido a golpes, presiones y ambientes adversos.

5. Conclusiones

Con la aplicación de la metodología de Minería de datos se ha podido obtener información valiosa del proceso de extrusión de perfil de goma a partir de datos históricos de cinco líneas de fabricación. Fueron analizados datos que se generaron a partir del propio proceso de enero a diciembre del año 2006 y, a partir de éstos fue posible proponer una estrategia de mejoramiento.

Los objetivos planteados inicialmente se cumplieron, considerando que la aplicación de la Minería de datos así como las técnicas que pertenecen a esta disciplina resultaron muy efectivas. Se determinó que la Temperatura en las diferentes zonas de las extrusoras así como la Presión de la Extrusora Principal fueron las responsables de la deriva en el proceso, lo que permitió establecer una adecuada estrategia para auxiliar a los operadores a tomar mejores decisiones para estabilizar el proceso. Con esta estrategia se logró disminuir la fabricación de producto no conforme, con lo cual se redujeron costos y se elevó la productividad de la operación.

Referencias

- [1] Moreno García María N., Miguel Quintales Luis A., García Peñalvo Francisco J., Polo Martín José, "Aplicación de técnicas de minería de datos en la construcción y validación de modelos predictivos y asociativos a partir de especificaciones de requisitos de software", *Apoyo a la Decisión en Ingeniería del Software (ADIS)*, 2001. En: <http://SunSITE.Informatik.RWTH-Aachen.de/Publications/CEUR-WS/Vol-84/paper4.pdf>
- [2] Della Riccia Giacomo, Kruse Rudolf, Lenz J. Hans, "Computational Intelligence in Data Mining", Springer, Italia, 2000.
- [3] Larose T. Daniel, "Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining", Wiley, 2004.
- [4] Orallo Hernández José, Ramírez Quintana José M., Ramírez Ferri César, "Introducción a la Minería de datos", Pearson, 2004.
- [5] Aluja Tomás, "La Minería de datos, entre la estadística y la Inteligencia Artificial", *QUESTIÓ*, Vol. 25, 3, 2001, pp. 479-498.
- [6] Rodríguez Montequín Ma. Teresa, Álvarez Cabal J. Valeriano, Mesa Fernández José Manuel, González Valdés Adolfo, "Metodologías para realización de proyectos de data mining", *Congreso aeipro*, 2003. En: http://www.aeipro.com/congreso_03/pdf
- [7] García Forcada Arturo; "Modelización por técnicas no paramétricas del proceso de mezclas de gomas para extrusión"; Memoria de trabajo de Investigación desarrollado en la Universidad de La Rioja, España; 2003.
- [8] Martínez de Pisón Ascacibar, Ordieres Meré Joaquin B., Pernía Espinoza Alpha V., Alba Elías Fernando, "Minería de datos en serie temporales para la búsqueda de conocimiento oculto en históricos de procesos industriales", *Actas del III Taller Nacional de Minería de Datos y Aprendizaje*; TAMIDA; 2005, pp. 31-38.
- [9] Ordieres Meré Joaquin B., Castejón Limas Manuel, Martínez de Pisón Francisco Javier, González Marcos Ana, "Data mining en industrial process", *Actas del III Taller Nacional de Minería de Datos y Aprendizaje*; TAMIDA; 2005, pp. 57-66.
- [10] Rodríguez Ma. Teresa, Álvarez Valeriano, González Alberto, Granda Celia, "Modelo de control del ancho de las bobinas laminadas en calientes en el tren reversible mediante técnicas de data mining". *Congreso aeipro*, 2004. En: <http://www.aeipro.com/congresos/2004-1/pdf>

- [11] Pietruschka U., Brause R., "Using RBF-Nets in Rubber Industry Process Control; Proc. Int. on art. Neural Networks", *Lecture Notes in Computer Science LNCS III2*; Springer, 1996, pp. 605-610.
- [12] González Marcos A., Castejón Limas M., Ordieres Meré J.O., Pernía Espinoza A.V., García Forcada A., "Identificación de mezclas de gomas", *Congreso aeipro*, 2003. En: http://www.aeipro.com/congreso_03/pdf
- [13] González Marcos A., Pernía Espinoza A. V., Alba Elías F., García Forcada A., "A neural network-based approach for optimising rubber extrusion lines", *Internacional Journal of Computer Integred Manufacturing*, Vol. 20, Núm. 8, 2007, pp. 828-837.
- [14] Martínez de Pisón F. J., Barreto C., Pernía A., Alba F., "Modelling of an elastomer profile extrusion process using support vector machines (SVM)", *ELSEVIER, Journal of materials processing technology*, Vol. 197, Num. 1-3, 2008, pp. 161-169.
- [15] Amstead B.H., Ostwald P.F., Begeman M.L., "Procesos de Manufactura, Versión SI", CECSA, México, 1º edición, 1985.
- [16] Groover Mickell P., "Fundamentos de manufactura moderna (materiales, procesos y sistemas)", Prentice Hall, 1ª Edición, México, 1997.
- [17] Ramos del Valle Luis Francisco, "Extrusión de plásticos (principios básicos)", LIMUSA-Noriega; 1º edición; 2000.
- [18] Kalpakjian Serope, Schmid Steven R., "Manufactura, Ingeniería y Tecnología", Prentice Hall, 4º Edición, México, 2002.
- [19] "CRISP-DM 1.0 Step-bystep data mining guide", SPSS Inc., USA, 2000. En: <http://www.crisp-dm.org>
- [20] "Data Mining and the case for sampling", SAS Institute Inc., 1998. En: http://sce.uhcl.edu/boetticher/ML_DataMining/SAS-SEMMA.pdf
- [21] Pérez César y Santín Daniel, "Data Mining Soluciones con Entrespriser Miner", Alfaomega Ra-Ma, 1ª. Edición. México, 2007.
- [22] The R Project for Statistical Computing. En www.r-project.org
- [23] Sarle S. Warren, "Comp. Ai.neural-nets FAQ, Part 2 of 7:Learning, Should I Normalize/standardize/rescale" USA, 2002. En: www.faqs.org/faqs/ai-faq/neural-nets/part2/preamble.html
- [24] Maetschke Steton, "A simplification of Sammon's Projection Methods", ITEE, University of Queensland, Brisbane, Queensland 4072, Australia, 2004.
- [25] Terradez Gurrea Manuel, "Análisis de Componentes Principales", Universidad Oberta de Cataluña, 2000. En: www.uoc.edu/in3/emath/docs/Componentes-principales.pdf

Correspondencia (para más información contacte con):

Joaquín B. Ordieres Meré.
Departamento de Ingeniería Mecánica,
Universidad La Rioja.
c/Luis de Ulloa, 20. 26004-Logroño, LA RIOJA, ESPAÑA.
e-mail: joaquin.ordieres@unirioja.es