

# IDENTIFICACIÓN DE MEZCLAS DE GOMAS

González Marcos,A.; Ordieres Meré,J.B.<sup>P</sup>; Pernía Espinoza,A.; García Forcada,A.

## Resumen

En este trabajo se presenta el resultado de la aplicación de técnicas robustas de clasificación de patrones, empleados en otros tipos de problemas, al caso del proceso de fabricación de gomas para la extrusión en la industria del automóvil. El principal interés será el de establecer un análisis básico que permita identificar subcategorías de fabricación dentro de cada familia principal y, en su caso, espurios de fabricación que pueden hacer variar las condiciones de fabricación posterior de los productos transformados.

Este trabajo se enmarca en el proyecto del Plan Nacional de I+D+i DPI2001-1408

**Palabras clave:** Ingeniería de Procesos. Técnicas avanzadas de exploración de datos. Técnicas de clasificación robusta. Identificación de espurios.

## Abstract

In this paper we present the application of robust techniques for pattern clustering coming from other problem areas to this particular case of automotive rubber building processes.

The main goal will be to develop main criteria for identify sub-classes inside the already well known main categories, including the identification of operational outliers probably responsible for variable environment in final product production.

**Keywords:** Process Engineering; Advanced techniques for data analysis; Robust pattern clustering; Outlier Identification.

## Correspondencia

Joaquín Ordieres

Universidad de la Rioja

c/ Luis de Ulloa, 20

26004 - Logroño

LA RIOJA

e-mail: [joaquin.ordieres@dim.unirioja.es](mailto:joaquin.ordieres@dim.unirioja.es)

# IDENTIFICACIÓN DE MEZCLAS DE GOMAS

## 1. INTRODUCCIÓN

Aunque el proceso productivo de extrusión de elastómeros en la industria del automóvil ha sido utilizado durante muchos años, no existe un conocimiento cierto acerca de la relación existente entre los parámetros de producción durante el proceso y las propiedades resultantes del producto final. Si las características del compuesto de caucho no se controlan en las diferentes etapas del proceso de manufactura (Figura 1), se pueden producir problemas de calidad. Un control pobre puede derivar en mayores tasas de producto desechado, mayores costos de fallo, tanto externos como internos y, por tanto, pérdida de la productividad.

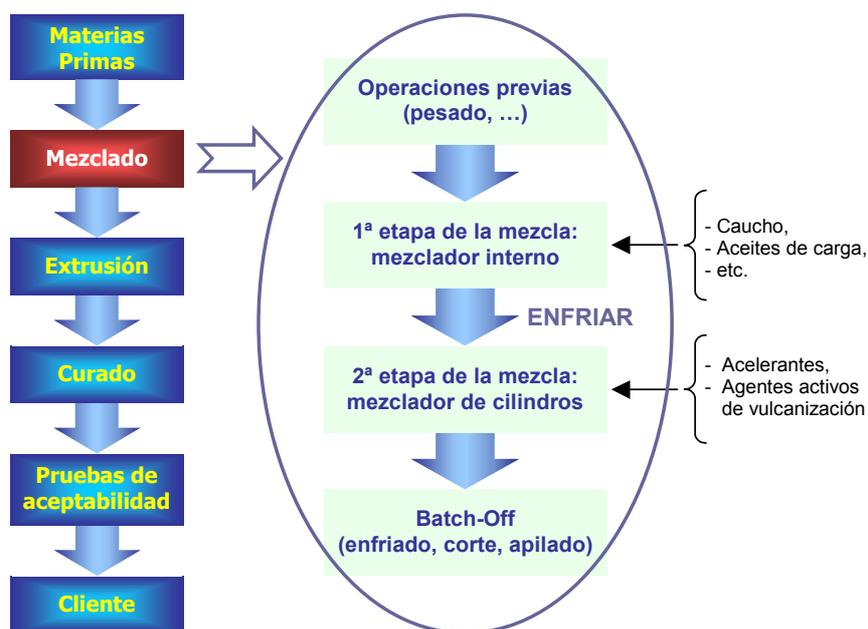


Figura 1. Etapas del proceso de manufactura de un compuesto de caucho.

En este tipo de líneas de producción, existe una segmentación del control de calidad por etapa del proceso, y en ellos lo más avanzado es el empleo de técnicas de control estadístico (SPC - *Statistical Process Control*). En este trabajo se plantea un control de calidad de las operaciones de fabricación del propio elastómero, orientado al producto final, después de la extrusión, y no al producto producido en dicha etapa y antes de ser extruido. Mediante el empleo de técnicas de minería de datos e inteligencia artificial, se lleva a cabo una modelización del proceso de mezclado desde los propios datos del mismo con el fin de mejorar el conocimiento de dicho proceso e identificar subcategorías de fabricación dentro de cada familia principal y, en su caso, espurios de fabricación que pueden hacer variar las condiciones de manufactura posterior de los productos transformados.

## 2. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

La preparación de las mezclas (Figura 2) se realiza en lotes y tiene lugar en dos etapas para evitar la obtención de lotes prematuramente vulcanizados debido a las altas temperaturas alcanzadas durante el mezclado. El caucho y el negro de carbono, junto

con otras cargas o rellenos y aceites plastificantes dilatadores y reblandecedores que pueden contener el compuesto, se mezclan en la primera con un mezclador interno. La mezcla se descarga de este mezclador y se enfría antes de continuar con la segunda etapa en la que se añaden los agentes de vulcanización en un mezclador de cilindros puesto que la mezcla se mantiene fría más fácilmente. Finalmente, y tras tomar muestras que se analizarán en el laboratorio, las mezclas pasan a un tren de enfriado, corte y apilado en plancha, que frecuentemente se conoce por el nombre inglés *batch-off*.

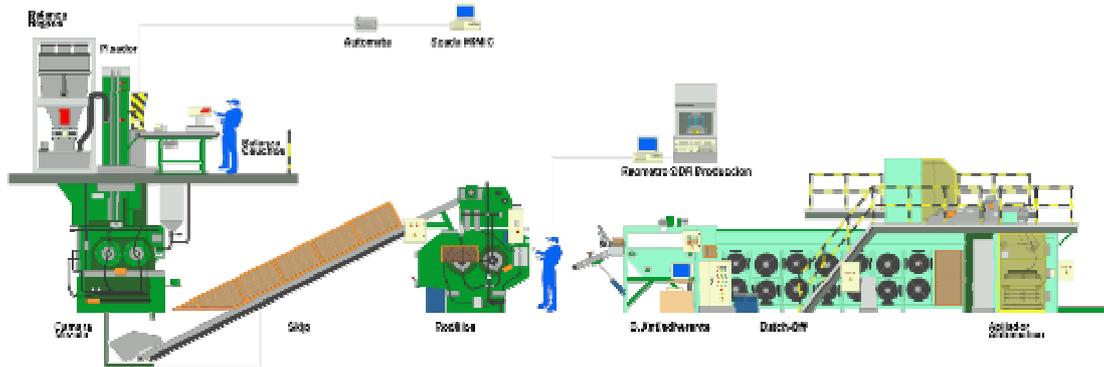


Figura 2. Línea de fabricación de cauchos.

Para el ajuste de los ciclos de mezclado en el mezclador interno, se atiende principalmente a los gráficos de consumo de potencia (Figura 3.a). Al cargar el caucho en balas o en trozos, a medida que éstos van siendo desgarrados y aglomerados se va produciendo un aumento de la potencia consumida, hasta que su valor se estabiliza cuando ha terminado la compactación, para iniciar seguidamente un descenso de la potencia. En este momento se sube el pisador, con lo que el gráfico acusará un descenso brusco, y se cargan, por ejemplo, los ingredientes empleados en pequeña cantidad y la totalidad, o la mitad o una tercera parte de las cargas, dependiendo de su cantidad, pero empezando siempre por las reforzantes.

Al bajar de nuevo el pisador se observará primero un aumento muy acusado de la potencia, seguido de un aumento más gradual a medida que se van incorporando y dispersando los ingredientes. Cuando ha concluido este proceso, vuelve a estabilizarse momentáneamente el consumo de potencia, para después comenzar a descender. Es el momento de pasar a la siguiente adición, por ejemplo del resto de la carga reforzante o de los aceites y, las cargas inertes, según los casos.

Durante todo el ciclo se observa también el valor de la temperatura de la mezcla (Figura 3.b), de manera que en ningún momento exceda de los valores máximos tolerables.

El atenerse rígidamente a unos tiempos prefijados para cada operación puede dar buenos resultados si hay una absoluta uniformidad en los productos de partida, pero si hay una variación, por ejemplo en la viscosidad del caucho inicial, cosa que ocurre frecuentemente, ya que hasta en los cauchos sintéticos, más uniformes que el natural, las especificaciones admiten una tolerancia para la viscosidad Mooney de  $\pm 5$  unidades, estas diferencias se acusarán en la mezcla final. La adopción de otros criterios, tales como una cierta temperatura de la mezcla, para establecer el momento de la descarga, puede incluso agravar este problema. Así por ejemplo, con un caucho natural de mayor viscosidad inicial, que requeriría una mayor masticación, la temperatura prefijada se alcanzará antes, y se producirá la descarga en un ciclo más corto, justamente lo contrario de lo que hubiera sido aconsejable.

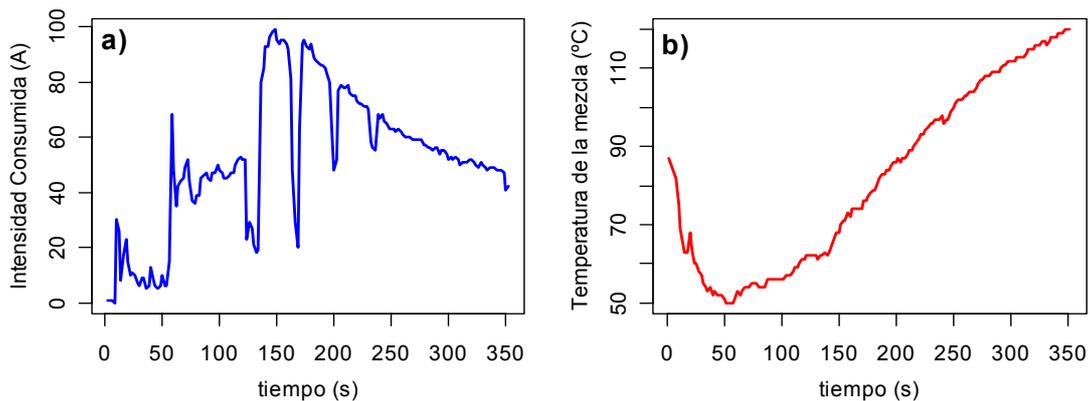


Figura 3. Ejemplo de un ciclo de mezclado en un mezclador interno.

Utilizar como criterio para el momento de la descarga el tiempo total de mezclado, la temperatura de la mezcla y la energía total suministrada proporciona mayor uniformidad: cuando la temperatura empieza a subir excesivamente el ordenador reduce la velocidad de los rotores, permitiendo continuar el aporte de energía [Royo, 1989]. Sin embargo, este control sigue siendo insuficiente. La viscosidad es uno de los parámetros clave de una mezcla de caucho ya que afecta en gran medida a las siguientes fases de fabricación, así como a la calidad final del producto. Como las propiedades de las materias primas empleadas en la fabricación de los compuestos de caucho no son constantes, y para conseguir que esas variaciones no influyan en la calidad del producto final, el proceso de mezclado debería estar realimentado con la viscosidad pudiendo, de esa manera, adaptarse a la naturaleza cambiante de la materia prima. Sin embargo, este valor no puede medirse durante el mezclado, lo que hace que el control del proceso esté todavía en manos de la experiencia de los operarios.

Todo esto, junto con las exigencias cada vez mayores de productos de calidad, hace que exista una necesidad de obtener un modelo que permita predecir, a partir de los datos del proceso, la viscosidad de la mezcla de caucho al final del proceso de mezclado.

### 3. APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS

#### 3.1. Descripción de las variables utilizadas

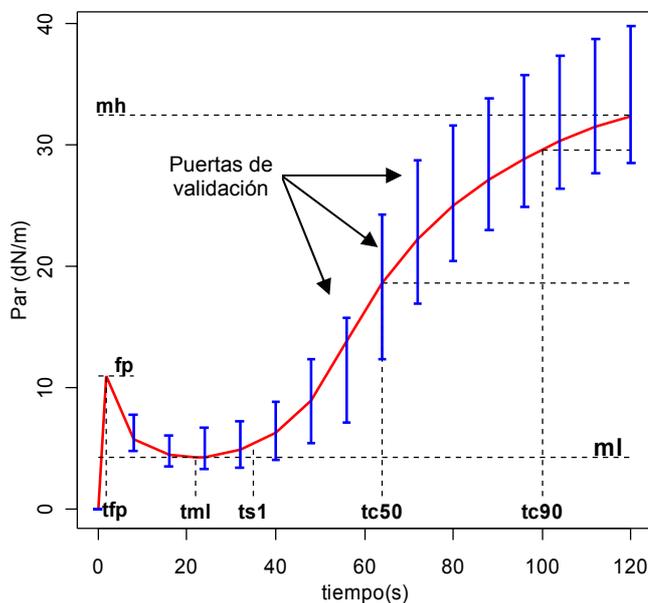
Para generar un buen modelo predictivo, es necesario que la base de datos analizada contenga observaciones completas y válidas de forma que sea posible determinar las características esenciales de los datos y, por tanto, realizar predicciones acertadas.

La variación de las propiedades del caucho es la principal causa de la variación de la viscosidad. Sin embargo, existen otras variables durante el proceso de mezclado que hacen que la viscosidad varíe:

- La viscosidad es muy dependiente de la temperatura.
- La potencia consumida por el mezclador es directamente proporcional a la tensión de corte, la cual, a su vez, es proporcional a la viscosidad [Palmgren, 1975].
- La relación de corte, que es proporcional a la viscosidad, puede ser medida indirectamente a partir de la velocidad del rotor, de la distancia entre rodillos del rotor y del factor de llenado en la cámara de mezclado.

La base de datos utilizada en este trabajo tiene un total de 1123 observaciones y consta de las siguientes variables:

- ingredientes de la mezcla: caucho (*petoca*), negros de humo (*petone*), aceites (*petoac*)
- proceso de mezclado en el mezclador interno: curva de temperatura en la cámara de la mezcla (*ta*), así como temperaturas inicial (*pretein*) y final (*pretefi*) de la mezcla; curva de intensidad consumida (*inte*) por el mezclador; potencia consumida (*pocome*), duración de la mezcla (*dureme*) y velocidad de los rotores (*prerci1*, *prerci2*)
- resultados de las pruebas realizadas en el laboratorio: curva reométrica (Figura 4). De todos los parámetros recogidos en esta curva, sólo se utilizará el valor del par mínimo (*ml*) ya que es proporcional a la viscosidad de la mezcla. El resto de los parámetros no se tienen en cuenta en este estudio ya que una mezcla es más rápida o lenta en función de los acelerantes añadidos en los mezcladores de cilindros y no se tienen datos de esa etapa



#### Descripción de los parámetros

- **ml**: par mínimo. Es proporcional a la viscosidad de la mezcla.
- **tml**: tiempo del par mínimo
- **mh**: par máximo. Es proporcional a la rigidez del vulcanizado.
- **fp**: primer valor de pico de la curva (*First Peak*).
- **tfp**: tiempo del primer pico.
- **ts1**: tiempo de comienzo del curado (*Scorch Time*). Tiempo para que el valor del par suba una unidad sobre el valor mínimo.
- **tc50**: tiempo a un 50% del curado completo
- **tc90**: tiempo a un 90% del curado completo. Se considera como tiempo óptimo de vulcanización a la temperatura considerada.

Figura 4. Ejemplo de curva reométrica.

### 3.2. Análisis exploratorio de los datos

Antes de modelizar los datos, es importante comprender la estructura intrínseca de los mismos, descubrir agrupamientos, detectar espurios, etc. Con este fin, se han empleado diferentes técnicas:

- Matriz de scatterplots. La inspección visual de la evolución de unas variables respecto a otras, permite formar una idea de la relación entre todas las variables.
- Proyección Sammon [Sammon, 1969]. Al proyectar en dos dimensiones los datos embebidos en dimensiones superiores, es posible distinguir visualmente las distintas clases de comportamiento que pudieran presentarse.

En la Figura 5 puede observarse lo que se ha comentado hasta ahora: la existencia de una dependencia entre los ingredientes de la mezcla, las condiciones del proceso de mezclado y el par mínimo de la curva reométrica, o lo que es lo mismo, la viscosidad final de la mezcla. Por otro lado, los datos utilizados pertenecen a 6 fórmulas distintas y al representar cada una de ellas con un color diferente, pueden verse claramente las diferencias entre ellas.

Por otro lado, la proyección Sammon (Figura 6) revela la existencia de 5 ó 6 grupos bien diferenciados, los cuales se corresponden con cada una de las fórmulas de mezclas que se están analizando.

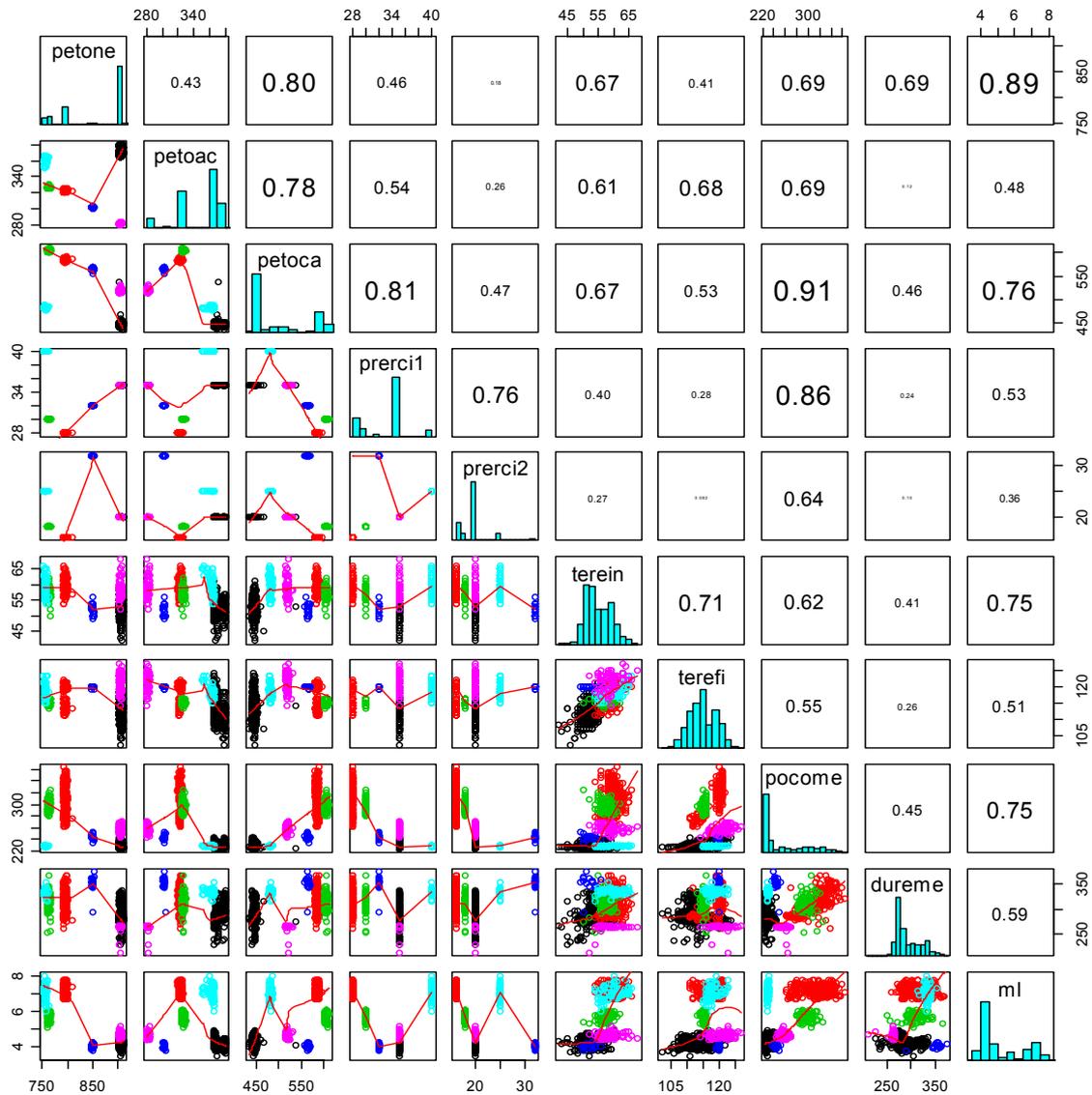


Figura 5. Relación entre los ingredientes de las mezclas, las condiciones del proceso de mezclado y la viscosidad final de la mezcla.

### 3.3. Modelo propuesto

En la Figura 5 se observa que la relación entre el par mínimo, i.e. viscosidad, y el resto de variables no existe una relación lineal. En este trabajo se han utilizado redes neuronales para obtener un estimador de la viscosidad a partir de los datos del proceso de mezclado. El modelo tiene como entradas las 9 variables del proceso descritas anteriormente, y como salida el par mínimo obtenido de la curva geométrica.

Con el objetivo de obtener la mejor generalización posible, los datos se han dividido en tres conjuntos de patrones:

- *Patrones de entrenamiento*. Con ellos se realiza el ajuste de los pesos de las neuronas.
- *Patrones de validación*. Utilizados para comprobar, cada cierto número de ciclos, que el error obtenido con el patrón de entrenamiento es coherente con el error que vería la red neuronal frente a nuevos datos que no hubieran participado en el ajuste. El entrenamiento finaliza cuando se minimiza el error de validación.
- *Patrones de test*. Con ellos se comprueba el funcionamiento de la red una vez que se ha minimizado el error de validación.

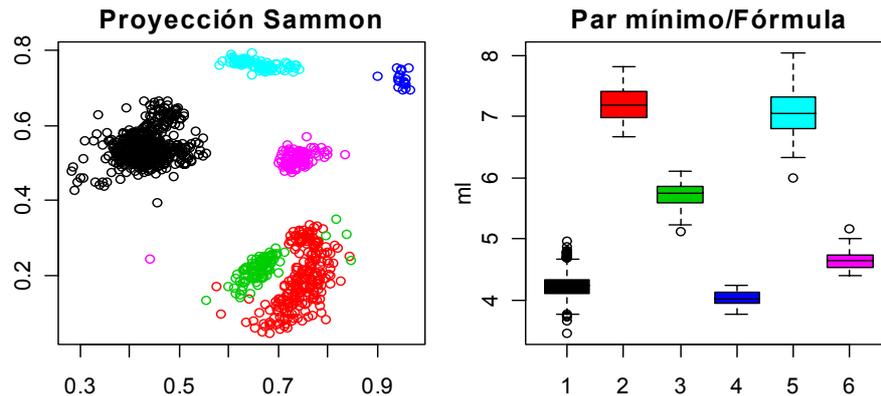


Figura 6. Proyección Sammon de los datos y variación del par mínimo en cada fórmula.

Para evitar problemas de sobreajuste (*overfitting*) de la red entrenada, se ha empleado en el entrenamiento un método de regularización, el decaimiento de pesos (*weight decay*). La aplicación de estas técnicas reducen la complejidad de la red y hacen 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 [Haykin, 1999]. En la búsqueda del modelo predictivo se ha empleado una red *backpropagation* con las siguientes características:

- **Número de entradas:** 9 (petone, petoac, petoca, prerci1, prerci2, terein, terefi, pocote, dureme)
- **Número de salidas:** 1 (ml)
- **Número de neuronas en la capa oculta:** variable (2-8)
- **Función de aprendizaje:** *Backpropagation* con decaimiento de pesos (parámetro de aprendizaje: 0.2; término de decaimiento: 0.0000005)
- **Función de actualización:** Orden topológico
- **Función de inicialización:** Pesos aleatorios (intervalo: [-0.3, 0.3])
- **Ciclos de entrenamiento:** 100000
- **Intervalo de validación:** 30
- **Patrones de entrenamiento (63,3%):** 711
- **Patrones de validación (31,7%):** 356
- **Patrones de test (5%):** 56

Los resultados obtenidos pueden verse en la Figura 7, donde se observa la evolución del error de entrenamiento, el de validación de la red y el de test. La referencia a la hora de seleccionar la mejor generalización es este último, el error de test. En este caso, la mejor solución, donde el error se minimiza, se corresponde con 6 neuronas en la capa oculta.

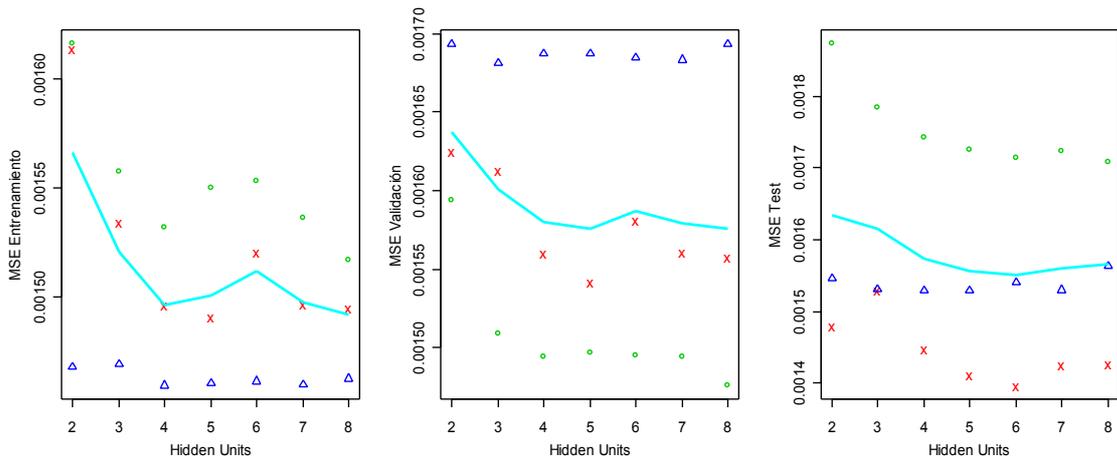


Figura 7. Evolución de los errores de entrenamiento, validación y test en función del número de neuronas en la capa oculta de la red.

En la Figura 8 se ve como la predicción realizada por la red neuronal (línea azul) se ajusta muy bien a la realidad (línea verde), con un error medio del 3,5%. Además, en los gráficos residuales de la Figura 9 se observa la normalidad de los mismos.

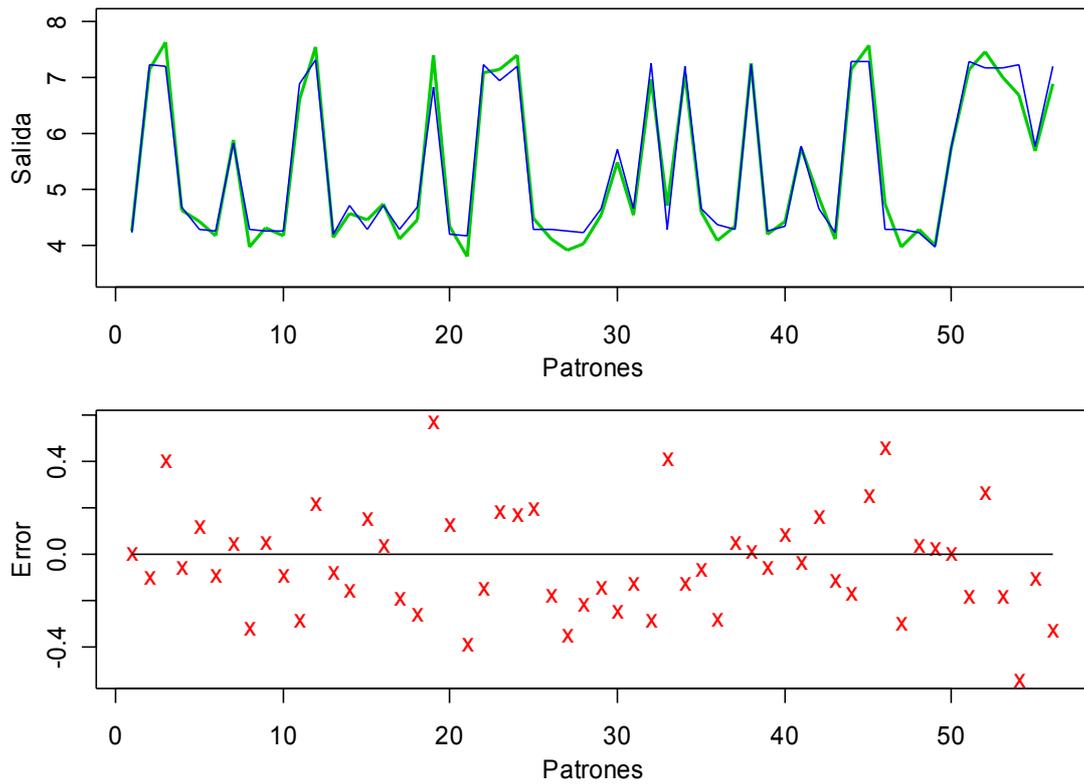


Figura 8. Resultados de la mejor red neuronal entrenada.

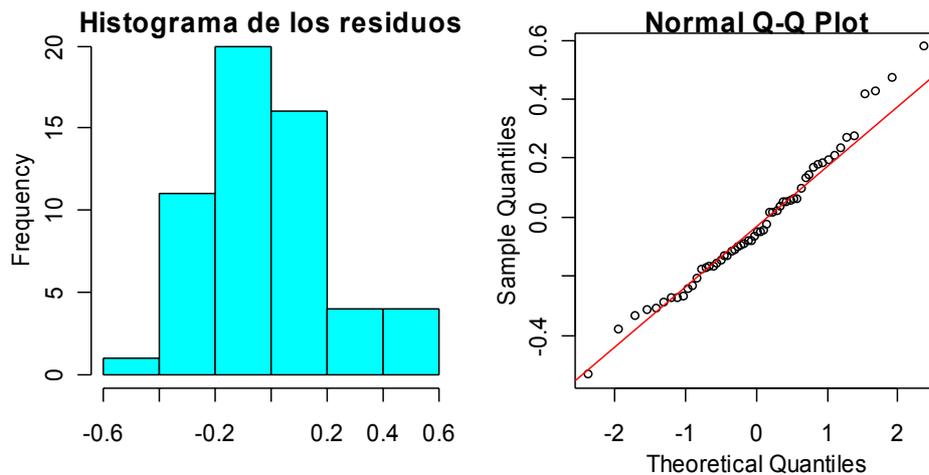


Figura 9. Gráficos residuales: histograma y gráfico cuantil-normal de los residuos.

#### 4. CONCLUSIONES

La utilización del modelo propuesto en el control de la fase de mezclado supone una mejora importante en el proceso productivo de extrusión de elastómeros. La predicción on-line de la viscosidad final que poseerá la mezcla, permite tener un mayor conocimiento de lo que se está fabricando y, por tanto, realizar un control más eficiente del proceso. Así, por ejemplo, durante la primera fase del mezclado sería posible detectar los lotes fuera del rango de tolerancias, lo que permitiría modificar los parámetros de fabricación para mejorar el resultado final.

Las principales ventajas obtenidas son las siguientes:

- Por un lado, permite una reducción de costes al disminuir la cantidad de producto desechado.
- Por otro, mejora la calidad del producto terminado y la uniformidad entre distintos lotes, consecuencia de la reducción de incertidumbre respecto al trabajo realizado.

Pese a los buenos resultados obtenidos, las líneas de investigación actuales se centran en la mejora de la precisión y confianza del modelo predictivo mediante la aplicación de otras técnicas de clasificación robusta.

#### AGRADECIMIENTOS

Los autores desean expresar el agradecimiento al Ministerio de Ciencia y Tecnología, a través del proyecto del Plan Nacional de I+D+i DPI2001-1408, a la empresa Metzeler Automotive Profile Systems Ibérica, S.A., y al Ministerio de Educación, Cultura y Deporte, a través de una beca de Formación de Profesorado Universitario concedida por la Secretaria de Estado de Educación y Universidades, por su contribución a la financiación parcial de estos trabajos.

#### REFERENCIAS

- Haykin, S.: Neural networks, a comprehensive foundation, Prentice Hall, New Jersey, 1999.
- Merikoski, S., Laurikkala, M., Koivisto, H.: An adaptive neuro-fuzzy inference system as a soft sensor for viscosity in rubber mixing process, Mastorakis, N. (ed). Advances in neural networks and applications, USA, 2001, pp. 287-291.

- Morton-Jones, D.H.: Procesamiento de plásticos, versión en español, Osvaldo Silva Luna, Limusa, México, 1993.
- Palmgren, H.: Processing conditions in the batchoperated internal mixer. Rubber Chemistry & Technology, 48, 1975, pp. 462-494.
- Royo, J.: Manual de Tecnología del Caucho, Consorcio Nacional de Industriales del Caucho, Madrid, 1989.
- Ryzko, P., Haberstroh, E.: Quality control of the discontinuous compounding process in a rubber internal mixer by regresión and neural networks process models, Proceedings of the meeting of Rubber Division, American Chemical Society, Chicago, Illinois, 1999.
- Ryzko, P., Haberstroh, E.: Modelling of the mixing process and on-line prediction of the rubber compound and molded part properties with intelligent process analyses technologies, Proceedings of the meeting of Rubber Division, American Chemical Society, Dallas, Illinois, 2000.
- Sammon, J.W.: A nonlinear mapping for data structure analysis, IEEE Transactions on Computers, vol. 18, 1969, pp. 401-409.
- Tiejun, M., Cai, Q.: Análisis of rubber mixing process in internal mixers, Journal of South China University of Technology, 25, 1997.
- Vlcek, J., Dobbie, T.: A role of the extensional viscosity in extrusion process, International Conference at Materials Congress, Computer Modelling of Polymer Processing (CompPro), UK, 2000.