

Caracterización del patrón de demanda de energía eléctrica en una prensa de conformado de chapa en el sector de la automoción

Camilo Carrillo-González¹, Eloy Díaz-Dorado², José Cidrás-Pidre³, Aitor Correa-Rodríguez⁴, Enrique Casarejos Ruiz⁵, Cristina Isabel Martínez Castañeda⁶, Jose Florencio Sánchez Rúa⁷

¹Grupo de Ingeniería Eficiente y Digital, Universidad de Vigo, España. Email: carrillo@uvigo.es

²Grupo de Ingeniería Eficiente y Digital, Universidad de Vigo, España. Email: ediaz@uvigo.es

³Grupo de Ingeniería Eficiente y Digital, Universidad de Vigo, España. Email: jcidras@uvigo.es

⁴Grupo de Ingeniería Eficiente y Digital, Universidad de Vigo, España. Email: aitor.correa@uvigo.es

⁵Grupo de Diseño y Simulación Numérica en Ing. Mecánica, Universidad de Vigo, España. Email: e.casarejos@uvigo.es

⁶Grupo Stellantis, Vigo, España. Email: cristinaisabel.martinez@stellantis.com

⁷Grupo Stellantis, Vigo, España. Email: joseflorencio.sanchez@stellantis.com

Resumen

En este artículo se analiza el comportamiento de una prensa de conformado de chapa del sector de la automoción a partir de medidas eléctricas. Una de las particularidades de esta prensa es el cambio de tipo de pieza a fabricar, con más de 8 cambios por día, con una producción aproximada de 1000 piezas por hora. Se presenta un método no intrusivo para analizar el comportamiento de la prensa únicamente con medidas eléctricas en el cuadro principal. Para ello, se registran los consumos de los subsistemas mediante un analizador de redes con el que se obtienen valores eficaces de corriente y potencia eléctrica cada 20ms. La técnica de análisis de los patrones de consumo se basa en el análisis de Fourier, lo que permite la obtención de patrones en el dominio de la frecuencia. Estos se asocian a los distintos estados de producción de la prensa. El resultado principal es el del reconocimiento de los estados de funcionamiento de la prensa (arranque, parada, producción normal...) además del tipo de pieza en producción. El resultado de esta transformada se utiliza como entrada de una red neuronal que realiza el reconocimiento de las piezas en producción. Gracias a la estabilidad del espectro armónico, cuando la producción está en régimen permanente, se puede determinar la pieza que se está fabricando en cada momento y detectar las fases de arranque y parada de la prensa.

Palabras clave: Prensa de conformado, modelado mecánico, análisis armónico, patrones de consumo

Abstract

This paper analyzes the performance of a sheet metal forming press in the automotive sector based on electrical measurements. One of the particularities of this press is the change of the type of part to be manufactured, with more than 8 changes per day, with an approximate production of 1000 parts per hour. A non-intrusive method is presented to analyze the behavior of the press only with electrical measurements in the main switchboard. For this purpose, the consumptions of the subsystems are recorded by means of a network analyzer with which RMS values of current and electrical power are obtained every 20ms. The consumption patterns analysis technique is based on Fourier analysis, which allows obtaining patterns in the frequency domain. These are associated with the different production states of the press. The main result is the recognition of the operating states of the press (start-up, stop, normal production...) in addition to the type of part in production. The result of this transform is used as input to a neural network that performs the recognition of the parts in production. Thanks to the stability of the harmonic spectrum, when production is in steady state, it is possible to determine the part being produced at any given moment and to detect the start and stop phases of the press.

Keywords: Sheet metal forming press, mechanical modeling, harmonic analysis, consumption patterns

1. Introducción

La caracterización del patrón de demanda de energía eléctrica de los equipos industriales permite analizar su comportamiento con métodos no intrusivos. De la información obtenida se pueden extraer datos muy valiosos para su gestión, tanto para la detección de

fallos, como para su aplicación en la mejora de su eficiencia, rendimiento....

El análisis de las medidas eléctricas y, en particular la de la potencia consumida, requiere de técnicas matemáticas que sean capaz de obtener en tiempo real la información deseada.

En este artículo se propone un método basado en análisis de Fourier y redes neuronales, para poder determinar en todo momento el estado de funcionamiento de una prensa de conformado de chapa del sector del automóvil. La prensa seleccionada para este estudio se compone de tres etapas de conformado mediante sendos cabezales. Además, para el desplazamiento de las piezas entre las diferentes estaciones dispone de un “transfer” cuyo movimiento se realiza en los tres ejes.

El método propuesto para el análisis de los datos de potencia consiste en obtener la transformada rápida de Fourier [1]-[3]. Los valores de amplitud y fase de los armónicos son las variables de entrada de una red neuronal [4] previamente entrenada. Ésta va a ser la encargada de determinar que pieza se está procesando y si está en régimen permanente de producción, arrancando, deteniéndose o en parada. Además de determinar la pieza que se está fabricando, se pueden obtener distintos parámetros de producción como los consumos por pieza, los tiempos del ciclo de prensado, el número de piezas por hora, el número de paradas, etc.

En la bibliografía de los últimos años se han planteado múltiples técnicas para el análisis de medidas de diferentes tipos de máquinas, algunos de los cuales también se basan en redes neuronales. En [1] se plantea emplear redes neuronales para el análisis de las vibraciones en robots de soldadura con el objetivo de predecir fallos. En [6] se presenta un método basado en machine learning para realizar las predicciones de demanda de energía de una máquina CNC. En [7] se propone un modelo empírico aplicado a un torno para una predicción más precisa del consumo de energía. En [8] también se propone un modelo empírico de consumo de energía en los procesos de fresado. En [9] se propone un modelo basado en algoritmos genéticos para estimar el consumo de energía en una CNC, que funcione aunque falten parte de los datos. En [10] se propone un modelo llamado Ajuste de vectores de ecuaciones de Bode (BEVF) para estimar tales patrones de consumo de energía. Además, emplea un clasificador basado en redes neuronales para indicar la articulación del robot o codificador defectuoso.

La novedad de la metodología propuesta se basa tanto en su ámbito de aplicación (máquina de prensado) como en el procedimiento empleado (Fourier+Redes Neuronales).

El artículo se desarrolla en las siguientes secciones. En la sección 2 se describen las principales características mecánicas y eléctricas de la prensa. En la sección 3 se analizan las curvas de potencia de los cuatro circuitos medidos. En la sección 4 se explica la aplicación de la transformada de Fourier a las medidas del motor principal y del transfer. En la sección 5 se describen las características de la red neuronal empleada. En la

sección 6 se presentan los resultados y, se finaliza con las conclusiones en la sección 7.

2. Descripción de la prensa de conformado

La prensa transfer objeto de este estudio está compuesta por tres etapas de prensado (Fig. 1). El primer cabezal es el encargado del conformado de la chapa y su movimiento se realiza mediante cuatro brazos articulados. Este cabezal actúa simultáneamente con el cojín de embutición situado en la parte inferior. El segundo y tercer cabezal están sincronizados y sus brazos se mueven mediante excéntricas. Estos cabezales se encargan de realizar los taladros y cortes sobre la pieza conformada. El modelo de los brazos de los cabezales se representa en la Fig. 2.

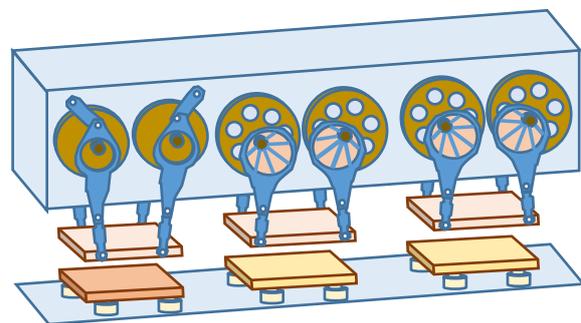


Fig. 1. Esquema de los cabezales y cojín de embutición de la prensa

El movimiento de los tres cabezales se realiza mediante múltiples ruedas accionadas desde un gran volante de inercia conectado al motor principal de la prensa. La potencia dicho motor es de 630 kW. El número máximo de maniobras es de 10 por minuto. La potencia de prensado del carro n°1 es de 12500 kN con una carrera de 1.1 m y la de los carros n°2 y n°3 es de 10000 kN con una carrera de 1 m. La fuerza total del cojín de embutición es variable entre 350 y 3000 kN y tiene una carrera entre 20 y 250 mm.

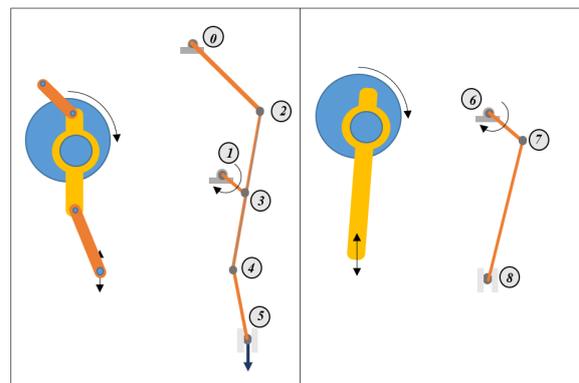


Fig. 2. Modelado de los brazos de los cabezales de la prensa

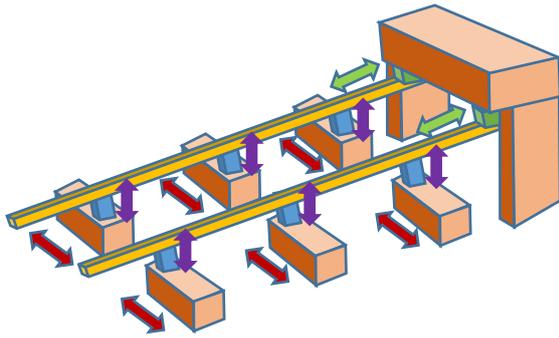


Fig. 3. Esquema del transfer de la prensa

Para desplazar las piezas entre las tres estaciones de prensado y las estaciones intermedias, se dispone de un transfer (Fig. 3) compuesto por dos barras situadas a ambos lados de los cabezales con 3 tipos de movimiento: avance/retroceso, apertura/cierre y ascenso/descenso. Dichas barras tienen unas pinzas con las que sujeta las planchas para desplazarlas entre estaciones. El movimiento del transfer sigue el siguiente proceso:

- se cierran las barras hacia las estaciones
- se elevan para sujetar y levantar las planchas (se pinzan las planchas)
- avanza hasta la siguiente estación transportando las planchas
- desciende, apoyando las piezas en la siguiente estación (se sueltan las pinzas de las planchas)
- se separan las barras de las estaciones
- retroceden las barras vacías hasta el origen

Para los movimientos de avance y retroceso se emplean dos servomotores de 7 kW cada uno situados al final del transfer. Para los movimientos de apertura/cierre y ascenso/descenso se dispone de 6 pilares en las que hay 6 servomotores de 2.75 kW para el movimiento de apertura/cierre y otros 6 de 3 kW para el movimiento de elevación/descenso. La carrera y velocidad de cada uno de los tres tipos de movimientos es variable en función de la pieza que se está realizando. La actuación de los cabezales sobre las chapas se produce entre las etapas de separación del transfer y de cierre, intervalo en el que retrocede el transfer a la posición inicial.

2.1. Movimientos del transfer

En la Fig. 4 se representan un ejemplo de las posiciones del transfer en los tres ejes en función del ángulo de giro del volante de inercia.

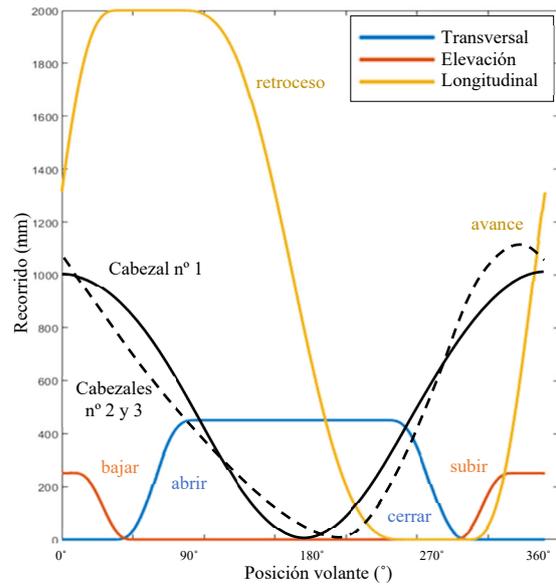


Fig. 4. Posiciones de los cabezales y del transfer en función de la posición del volante de inercia

2.2. Movimiento de los cabezales

En la Fig. 5 se representan las curvas de desplazamiento, velocidad y aceleración de los cabezales nº 1 y nº 2+3.

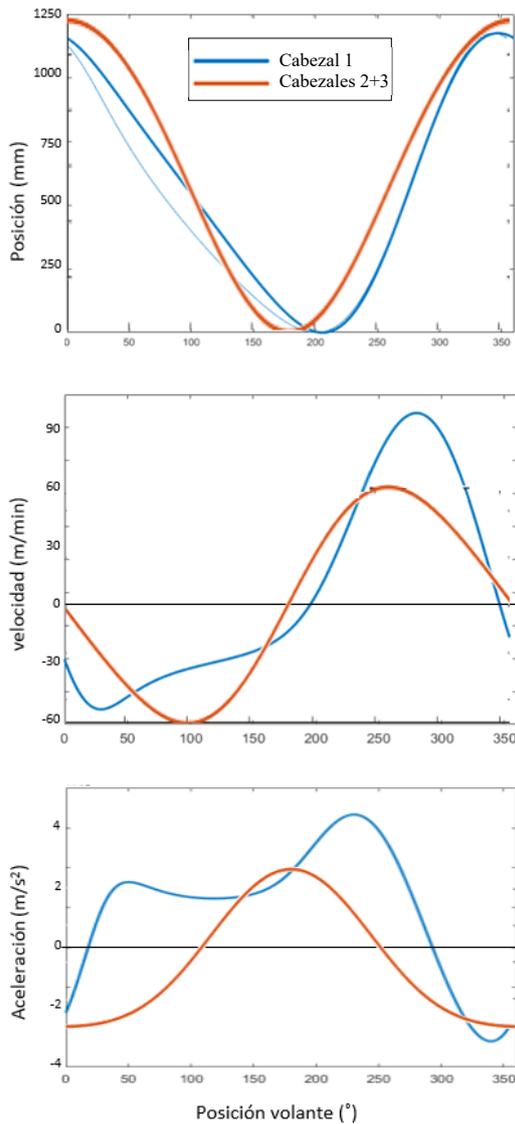


Fig. 5. Posición, velocidad y aceleración del cabezal nº 1 (azul) y nº 2 y 3 (rojo) función de la posición del volante

3. Medidas eléctricas

El objetivo es realizar un modelo no intrusivo de la prensa que permita analizar su comportamiento únicamente con medidas eléctricas en el cuadro principal. Para ello, se registran los consumos de los subsistemas mediante un analizador de redes con el que se obtienen valores eficaces de corriente y potencia eléctrica cada 20 ms.

Tras el análisis de las medidas se observa que, de los cuatro subsistemas, los que tienen un comportamiento variable con el tipo de pieza procesada son el motor principal que mueve los cabezales y el transfer que desplaza las piezas entre estaciones. Además, hay algunas piezas en las que no se desplaza el cojín.

3.1. Medidas eléctricas del motor principal

La curva de potencia eléctrica del motor principal, encargado de mover los tres cabezales, varía en función

de la pieza que se está fabricando (Fig. 6), tanto en valor medio como en la forma de cada ciclo. Las variaciones de potencia son debidas a la presión ejercida por el primer cabezal contra el cojín y al ascenso y descenso de los cabezales, teniendo en cuenta que el movimiento entre el primero y los otros dos está desfasado (Fig. 4) y las velocidades y aceleraciones son diferentes (Fig. 5).

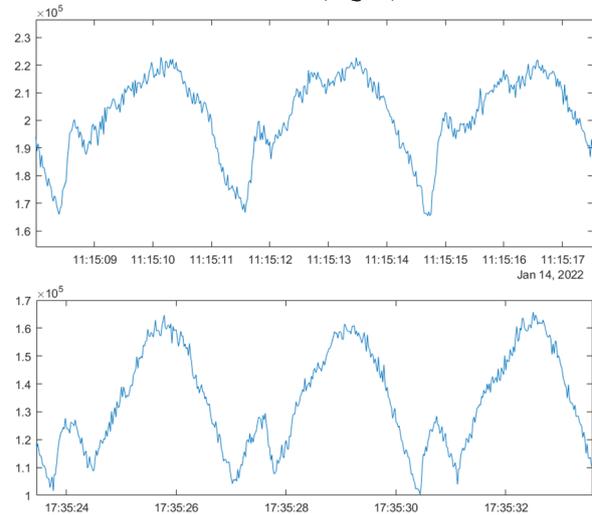


Fig. 6. Dos ejemplos de consumo del motor principal

3.2. Medidas eléctricas del transfer

La curva de potencia eléctrica del transfer refleja el funcionamiento de los tres tipos de desplazamiento. La curva de cada ciclo se compone de 6 máximos y 6 mínimos, correspondientes a los 6 movimientos, más un rizado de alta frecuencia asociado al control de posición. En la Fig. 7 se representan cada una de las etapas de cada ciclo y el movimiento asociado a ellas.

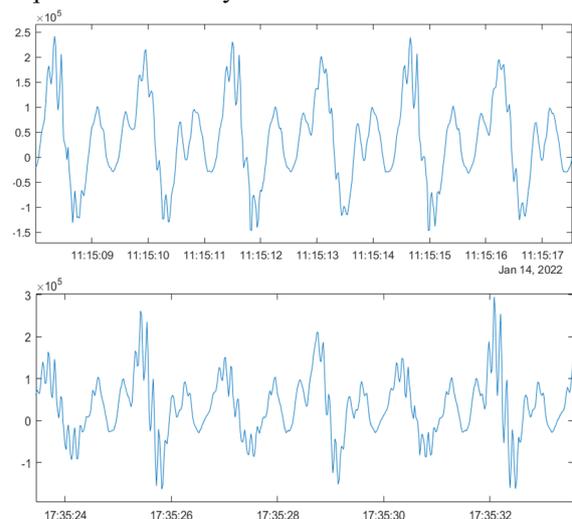


Fig. 7. Dos ejemplos de consumo del transfer

4. La transformada rápida de Fourier (TFT)

La transformada rápida de Fourier es una técnica matemática para transformar una función variable en el

del tiempo en una función en el dominio de la frecuencia. Cuando se tienen medidas periódicas, se obtienen las componentes armónicas cuyos valores de amplitud, frecuencia y fase permiten caracterizar dicha medida. Cuando la función cambia o sufre variaciones se modifican las componentes armónicas, por lo que realizando un análisis adecuado de estas es más fácil detectar los cambios o diferentes en los armónicos que en las curvas originales.

4.1. Análisis de Fourier de las medidas eléctricas

Si se realiza la transformada rápida de Fourier (TFT) de las medidas eléctricas de potencia del transfer y del motor principal se puede observar que los valores de las primeras componentes son claramente diferentes entre unas piezas y otras, principalmente en el transfer. Por lo tanto, el reconocimiento de patrones a partir de las componentes armónicas implica emplear menos información que utilizando las formas de onda originales. Por otro lado, el rizado debido a los variadores complica más la aplicación de técnicas de reconocimiento de patrones sobre las formas de onda, mientras que con la transformada de Fourier dicho rizado puede ser descartado.

En la Fig. 8 se representan para 16 piezas diferentes los 20 primeros armónicos del transfer. Se puede apreciar que los valores de los armónicos tienen diferencias apreciables entre piezas.

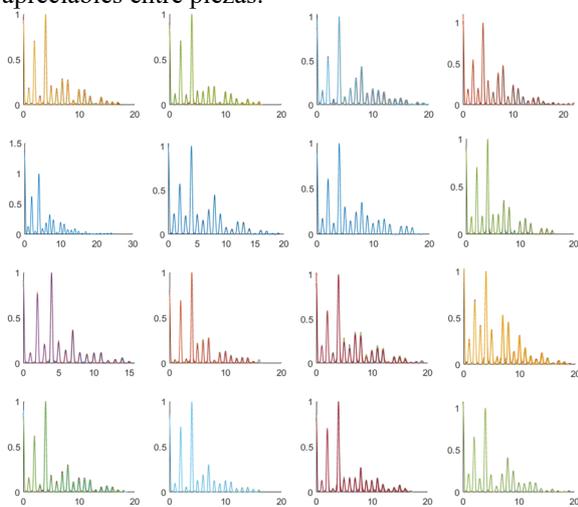


Fig. 8. Primeros armónicos normalizados del transfer de 16 piezas diferentes

En la Fig. 9 se presentan los 25 primeros armónicos del motor principal, donde se aprecia que las diferencias entre piezas son menores que en el transfer. Ambas figuras representan los valores normalizados, donde la mayor amplitud tiene valor 1 y el eje de abscisas representa el número de armónico.

En la Fig. 10 se representa la variación temporal de las amplitudes de los armónicos durante varios días, donde se han producido diferentes piezas.

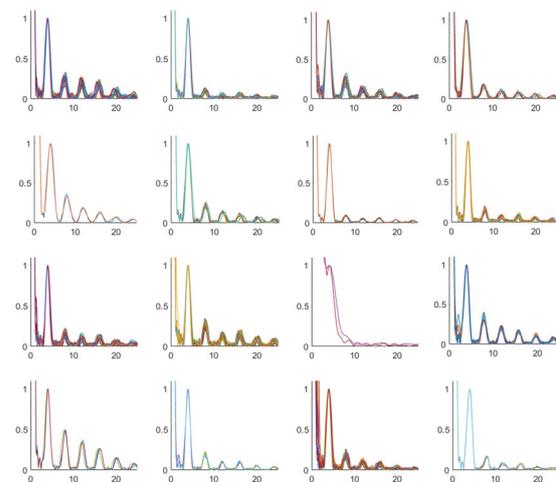


Fig. 9. Primeros armónicos normalizados del motor principal de 16 piezas diferentes

Además, la fase de las diferentes componentes armónicas también varía en función de la pieza que se está fabricando, por lo que se ha optado por emplearlas como entrada en el algoritmo de reconocimiento de patrones. En la Fig. 11 se representan la evolución temporal de las fases de los armónicos en el mismo periodo que en la Fig. 10.

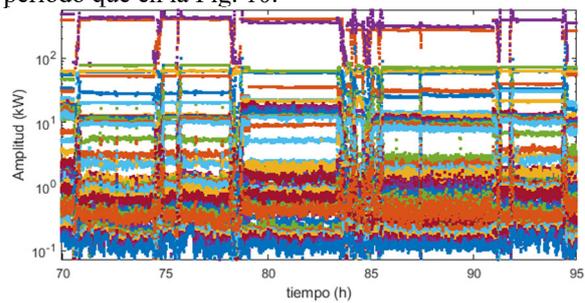


Fig. 10. Variación temporal de la amplitud de los armónicos durante el prensado de diferentes piezas

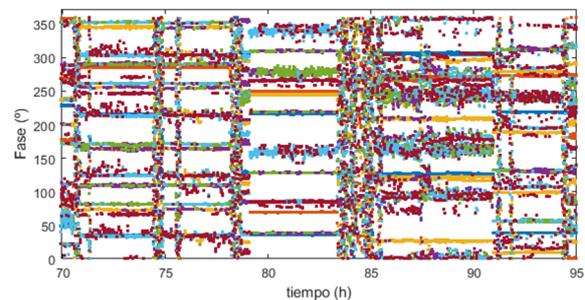


Fig. 11. Variación temporal de la fase de los primeros armónicos durante el prensado de diferentes piezas

4.2. Comportamiento durante el arranque y parada

Durante el arranque de la prensa, el motor principal mueve el volante de inercia hasta alcanzar una velocidad elevada, momento en que el que se desembraga para conectarlos a las ruedas que mueven los tres cabezales de prensado. En la Fig. 12 se representa el consumo del motor principal, con una

primera etapa de crecimiento de la potencia, para caer a un valor próximo al régimen de trabajo, en el que comienzan los ciclos de consumo asociados a cada ciclo de procesado de una pieza.

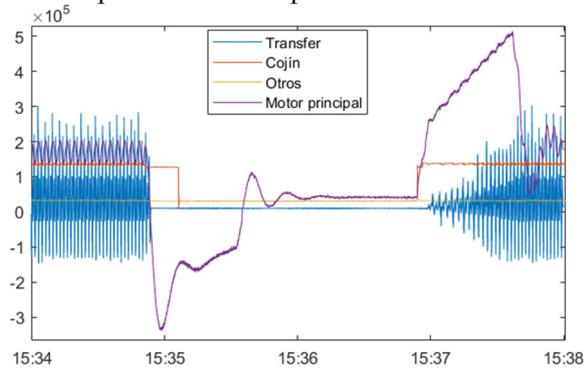


Fig. 12. Potencias de los cuatro circuitos al producirse una parada y un arranque de la prensa

Simultáneamente con el desembragado del volante de inercia comienza el movimiento del transfer, cuya velocidad de funcionamiento es proporcional a la velocidad de giro del volante. Durante el arranque, su movimiento es más lento que en régimen permanente, hasta que se estabiliza la velocidad del volante de inercia. Por lo tanto, la curva de potencia de cada ciclo del transfer al arrancar es de mayor duración y menor amplitud que en régimen permanente. Sin embargo, tanto las curvas durante el arranque, en régimen permanente y al detenerse todas las curvas tienen la misma forma (Fig. 13), lo que implica que su TFT normalizada es similar (Fig. 14).

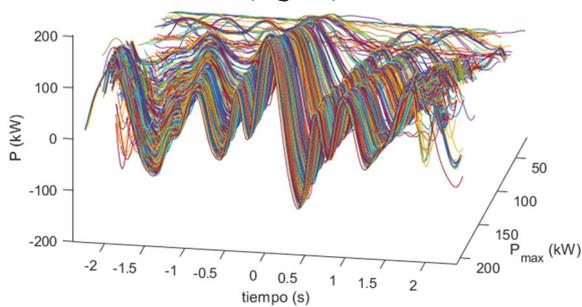


Fig. 13. Potencias del transfer en función de la potencia máxima consumida para una determinada pieza

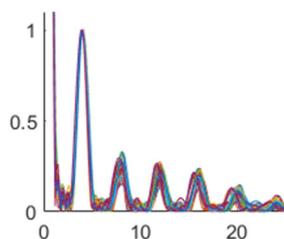


Fig. 14. TFT normalizada de las curvas de potencia del transfer de la Fig. 13

5. Las redes neuronales (RN)

Para el reconocimiento de patrones existen múltiples técnicas, pero dadas las características de las curvas de potencia del transfer, son las redes neuronales las que dan mejores resultados si se emplean como señales de entrada los datos de los armónicos. Las redes neuronales se basan en técnicas similares al sistema nervioso en el que a partir de unas entradas se procesan mediante nodos en múltiples capas para obtener una o varias variables de salida. Las redes están definidas por el número de capas y nodos de cada una de ellas. Para configurar una red neuronal es preciso entrenarla empleando ejemplos conocidos de los que dadas las variables de entrada se conoce el resultado de la salida.

La red neuronal propuesta es de tipo feed-forward de dos capas, con 120 nodos o neuronas sigmoideas ocultas y de salida softmax. La red se entrenó con la técnica de retropropagación de gradiente conjugado escalado. Para entrenarla se han empleado el 10% de las medidas registradas durante las campañas de medida.

En la Fig. 15 se representa esquemáticamente el procedimiento para procesar los datos de entrada a la red neuronal. La red neuronal da como salida la pieza en fabricación o si está detenida, arrancando o parada.

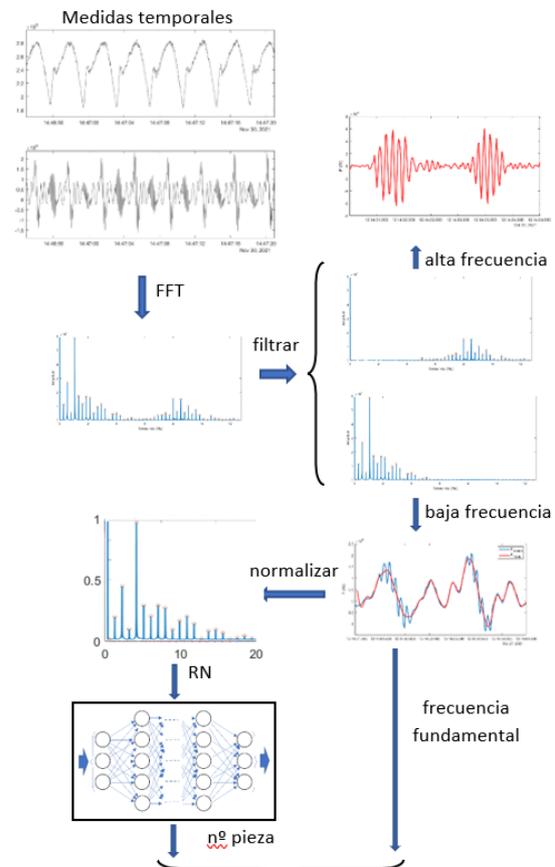


Fig. 15. Diagrama del proceso

En la Fig. 16 se representa un ejemplo en el que la red neuronal detecta que la prensa está parada, en otro está produciendo una pieza determinada (pieza n° 10), posteriormente se produce una parada y un arranque, para continuar con la producción de la mencionada pieza. Las gráficas representan las medidas de potencia, las amplitudes y fases de los armónicos empleados como entradas de la red neuronal, el intervalo de confianza de la variable de salida y el valor de la variable de salida o solución del reconocimiento de patrón.

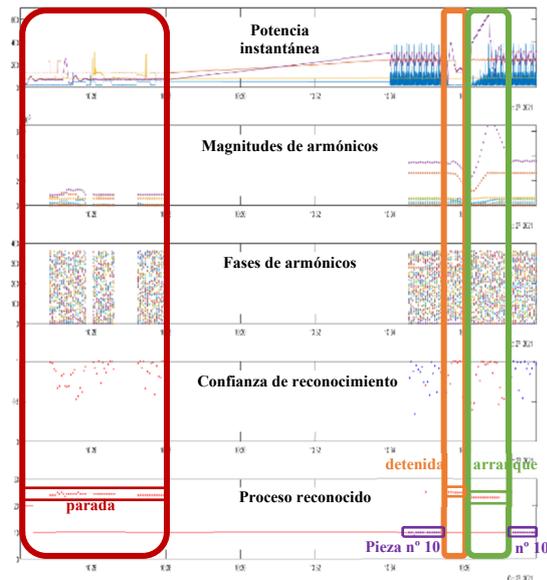


Fig. 16. Ejemplo de variables de entrada y salida de la RN

La fabricación de piezas nuevas únicamente implica el re-entrenamiento de la red neuronal para que reconozca las nuevas piezas, para lo que es preciso realizar nuevos registros de la potencia consumida para emplear en el nuevo entrenamiento.

5.1. Trabajos futuros: Deep Learning

Una alternativa a la TFT es emplear la transformada de Fourier de tiempo corto (STFT Short-time Fourier transform) que consiste en realizar la transformada repetidas veces desplazándola en el tiempo, superponiendo parte de los datos con los de los instantes anteriores. En este caso, lo que se obtiene es un espectrograma con ejes de tiempo y frecuencia.

La ventaja de emplear la STFT es que se puede emplear para redes neuronales basadas en técnicas de aprendizaje profundo (DL - Deep Learning) lo que permiten el reconocimiento de patrones de curvas temporales en tiempo real que varían con el tiempo (reconocimiento de voz, música,...). El principal inconveniente de las técnicas de DL es su entrenamiento, ya que necesitan una gran cantidad de ejemplos y gran capacidad de cálculo. La ventaja es que tienen una mayor fiabilidad y permiten reconocer mejor las evoluciones sufridas en los arranques y paradas, ya que emplean la información de todo el

intervalo de tiempo reflejado en el espectrograma. En la actualidad se están realizando pruebas con esta técnica para contrastar los resultados con el algoritmo anterior, pero todavía no se dispone de suficientes casos de todas las piezas procesadas para poder realizar el entrenamiento adecuado.

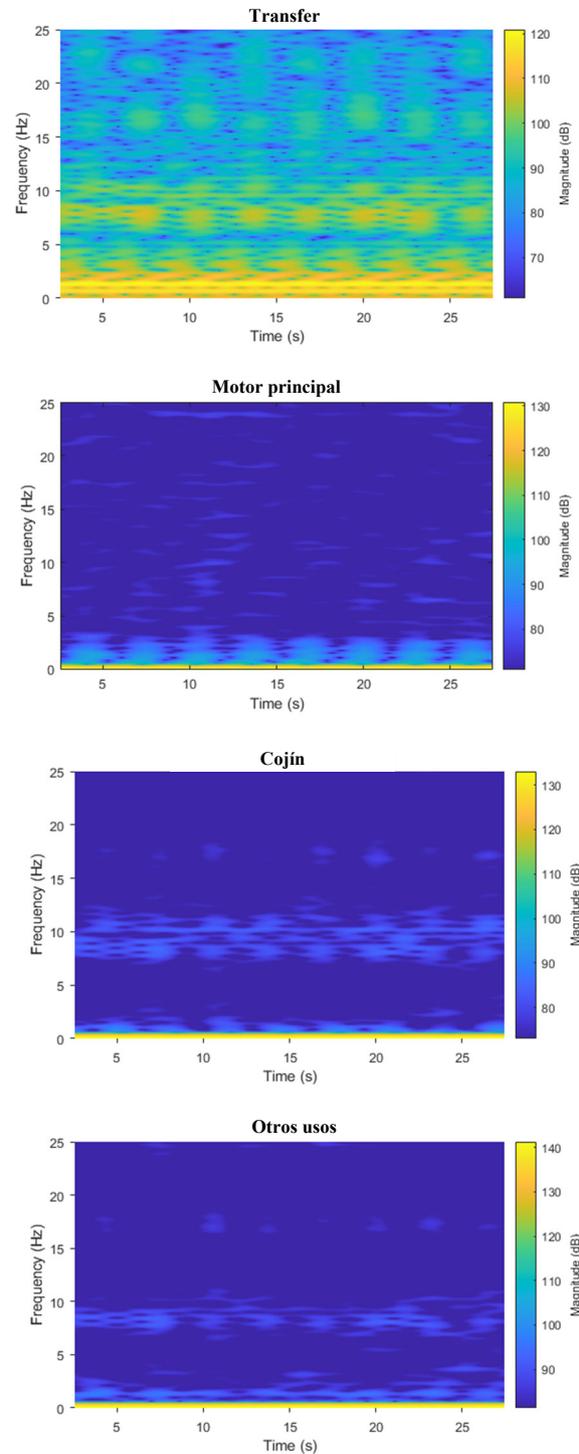


Fig. 17. Espectrogramas de las 4 intensidades

Con el objetivo de tener tallas de lotes de producción pequeños que deriven en un stock de piezas reducido,

la prensa se programa para que se produzcan paradas de cambio de matriz cada pocas horas (2-8 horas). Además de las paradas programadas, se producen las propias debidas a fallos en la instalación o por falta de alimentación de chapa.

En la Fig. 18 se presenta el espectrograma del transfer y del motor principal en el arranque de la prensa, durante el proceso de fabricación y en la parada de la prensa durante el proceso de fabricación de una misma pieza. Se puede observar como durante el arranque y la parada la frecuencia de los armónicos es menor que durante el proceso normal de prensado.

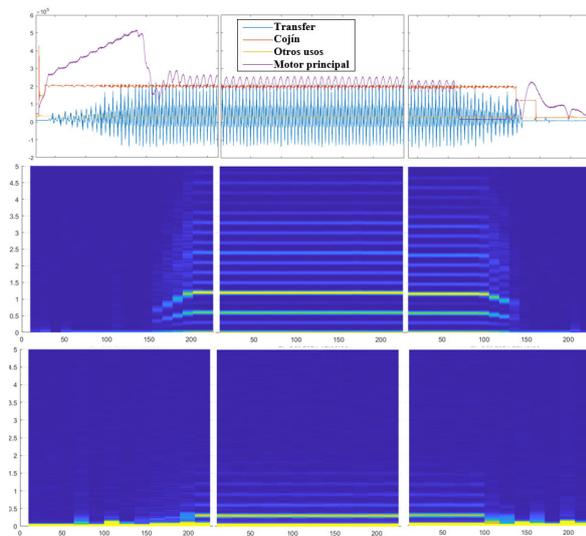


Fig. 18. Espectrogramas en el arranque, en régimen nominal y en parada del transfer y del motor principal

6. Resultados

Como resultado de la ejecución del método propuesto para el reconocimiento de patrones de las medidas de potencia de la prensa de conformado, se puede obtener la siguiente información:

- N° de piezas producidas
- Frecuencia de producción
- Energía eléctrica consumida por pieza
- Energía eléctrica vertida a red por pieza
- Estado de la prensa (arrancando-parando-producción-detenido)
- N° de paradas imprevistas durante la producción

En la Fig. 19 se representa el consumo medio por ciclo de la prensa de cada uno de los cuatro circuitos. Se puede observar que las potencias del motor principal y del cojín son las que más varían en función de la pieza fabricada, mientras que las otras dos son casi constantes.

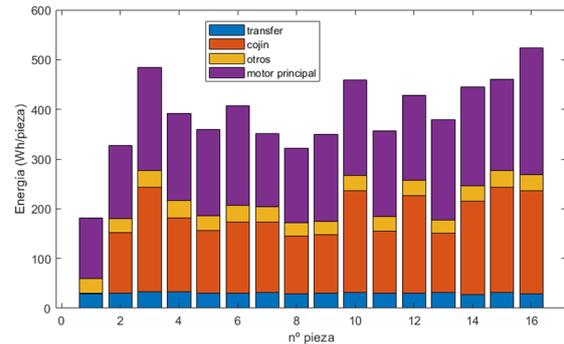


Fig. 19. Consumo medio de energía por pieza y circuito

En la Fig. 20 se representan los tiempos de cada ciclo de la prensa para las diferentes piezas. En este ejemplo el tiempo varía entre los 3 y los 4s.

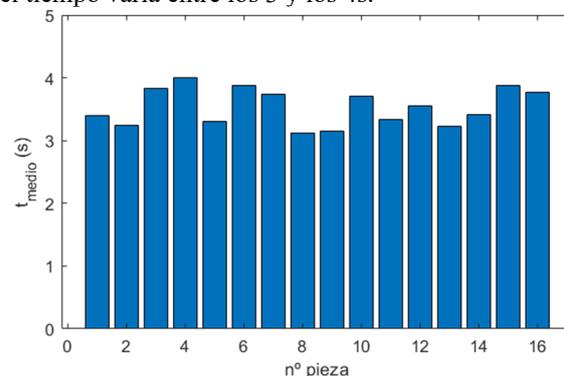


Fig. 20. Tiempo medio del ciclo de la prensa de cada pieza

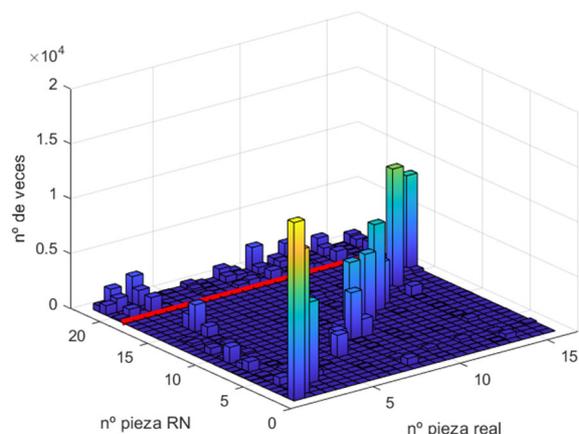


Fig. 21. Histograma de resultados de la red neuronal

La Fig. 21 representa los resultados obtenidos por la red neuronal frente a los datos reales para las 16 diferentes piezas fabricadas. Los valores de la red neuronal con número superior a 20 (línea roja) indican los escenarios en que detecta el arranque, la parada o que la máquina está detenida.

7. Conclusiones

Las técnicas de reconocimiento de patrones de medidas eléctricas de potencia en las máquinas permiten disponer de herramientas no intrusivas que pueden ser empleadas para el análisis del comportamiento de la

máquina tanto en funcionamiento normal, como en arranques, paradas o para la detección de fallos.

El método propuesto está basado en la transformada rápida de Fourier y redes neuronales que pueden ser ejecutadas en tiempo real, lo que permite disponer de la información de forma casi instantáneas.

8. Agradecimientos

La actividades incluidas en este artículo se realizaron en el marco del proyecto “*FACENDO 4.0: Factory competitiveness and electromobility through innovation (IN854A)*” cofinanciadas en el marco del programa operativo Feder Galicia 2014-2020 (Xunta de Galicia).

9. Referencias

- [1] E. Oran Brigham; “The Fast Fourier transform”, New Jersey, Prentice-Hall, 1974
- [2] J. Arrillaga y L.I. Eguíluz; “Armónicos en sistema de potencia”, Santander, Servicio de publicaciones de la Universidad de Cantabria, 1994
- [3] Camilo J. Carrillo González. “Fundamentos del Análisis de Fourier” Dpto. de Ingeniería Eléctrica. Univ. de Vigo. 2003
- [4] José R. Hilerá Gonzalez, Victor J. Martínez Hernando, Antonio García Tomé “Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, Modelos y Aplicaciones”. RA-MA S.A. Editorial.
- [5] Ikbal Eski, Selcuk Erkaya, Sertac-Savas, Sahin Yildirim “Fault detection on robot manipulators using artificial neural networks” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 27 (2011) 115–123
- [6] Markus Brillinger, Marcel Wuwer, Muaaz Abdul Hadia, Franz Haas “Energy prediction for CNC machining with machine learning” *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 35 (2021) 715–723
- [7] Leilei Meng, MengChu Zhou, Chaoyong Zhang and Guangdong Tian “A New Model for Predicting Power Consumption of Machining Processes: A Turning Case” 2016 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE) Fort Worth, USA, August 21-24, 2016
- [8] Hui Hong, Chaoyong Zhang, Leilei Meng, Guangdong Tian and Jun Yu “Characterising energy efficiency in machining processes: a milling case” *Proceedings of the 2017 International Conference on Advanced Mechatronic Systems*, Xiamen, China, December 6-9, 2017
- [9] Jian Pan, Congbo Li, Ying Tang, Wei Li, and Xiaou Li “Energy Consumption Prediction of a CNC Machining Process With Incomplete Data” *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, Vol. 8, N. 5, May 2021
- [10] Ahmad H. Sabry, Farah Hani Nordin, Ameer H. Sabry, and Mohd Zainal Abidin Ab Kadir “Fault Detection and Diagnosis of Industrial Robot Based on Power Consumption Modeling” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol 67, Issue 9, September 2020