



ANÁLISIS MEDIANTE REDES NEURONALES DEL PERFIL ENERGÉTICO DE UNA PRENSA DE CONFORMADO DE CHAPA EN EL SECTOR DE LA AUTOMOCIÓN

CAMILO CARRILLO-GONZÁLEZ¹, ELOY DÍAZ-DORADO¹, JOSÉ CIDRÁS-PIDRE¹,
AITOR CORREA-RODRÍGUEZ², ENRIQUE CASAREJOS RUIZ², CRISTINA ISABEL
MARTÍNEZ CASTAÑEDA³, JOSE FLORENCIO SÁNCHEZ RÚA³

¹Grupo de Ingeniería Eficiente y Digital, Universidad de Vigo, España

²Grupo de Diseño y Simulación Numérica en Ing. Mecánica, Universidad de Vigo, España

³Grupo Stellantis, Vigo

(Recibido 9 de agosto de 2023, para publicación 12 de septiembre de 2023)

Resumen – En este artículo se analiza el comportamiento de una prensa de tipo transfer para conformado de chapa del sector de la automoción a partir únicamente 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. Mediante dicho análisis se pretende conocer los parámetros reales de producción, como por ejemplo cadencia y consumo por pieza producida lo cuales en la actualidad sólo se conocen de forma aproximada. 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. 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 en tiempo real. 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, redes neuronales.

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.

La metodología propuesta en la que se estima el estado de una máquina (o un conjunto de ellas) utilizando únicamente medidas eléctricas supone una técnica no intrusiva ampliamente utilizada en el sector doméstico y comercial [1]–[5]. En el ámbito de este artículo se aplica al entorno industrial, donde existen muchas menos referencias.

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 [6] se plantea emplear redes neuronales para el análisis de las vibraciones en robots de soldadura con el objetivo de predecir fallos. En [7] se presenta un método basado en *Machine Learning* para realizar las predicciones de demanda de energía de una máquina CNC. En [8] se propone un modelo empírico aplicado a un torno para una predicción más precisa del consumo de energía. En [9] también se propone un modelo empírico de consumo de energía en los procesos de fresado. En [7], [10] 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 [11] 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.

En este artículo se propone un método basado en análisis de Fourier, del que ya existen precedentes [12], [13], 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 [14]–[16]. Los valores de amplitud y fase de los armónicos son las variables de entrada de una red neuronal [17] 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.

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.

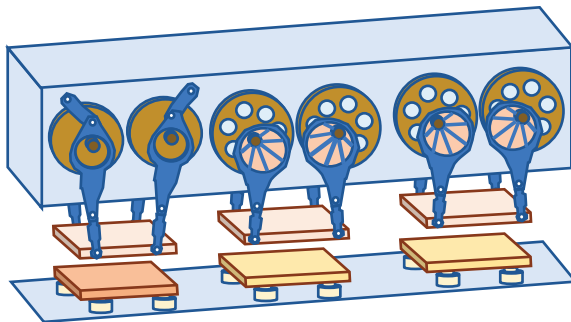


Fig. 1. Esquema de los cabezales y cojín de embutición de la prensa.

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.

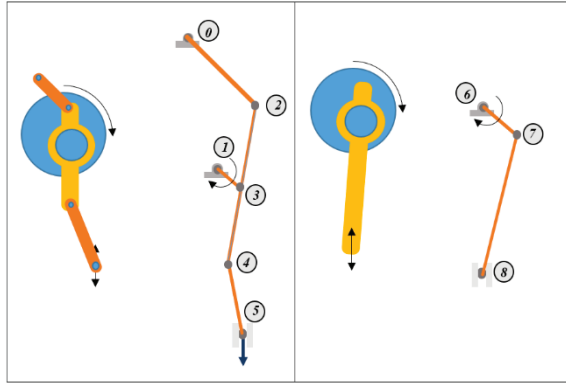


Fig. 2. Modelado de los brazos de los cabezales de la prensa.

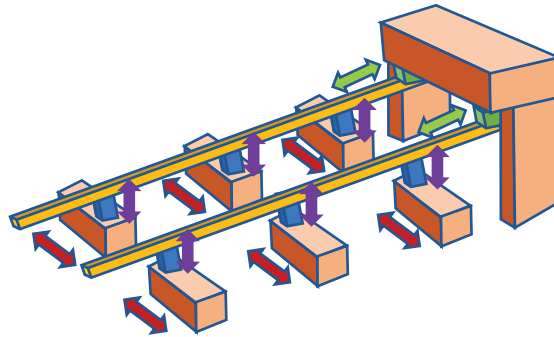


Fig. 3. Esquema del transfer de la prensa.

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.

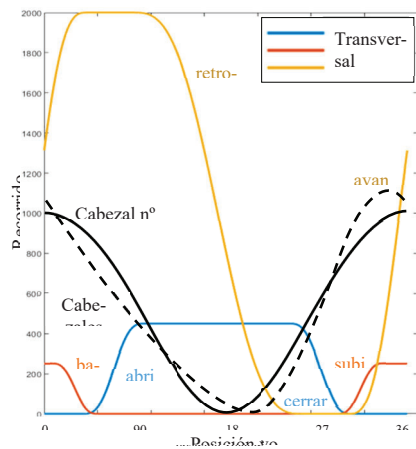


Fig. 4. Posiciones de los cabezales y del transfer en función de la posición del volante de inercia.

2.2. Movimientos 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.

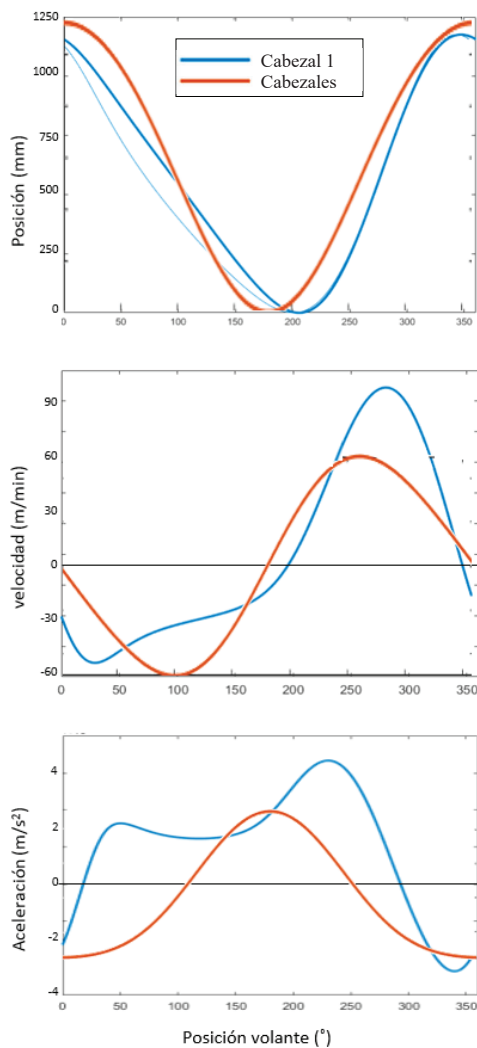


Fig. 5. Posición, velocidad y aceleración del cabezal nº 1 (azul) y nº 2 y 3 (rojo) función de la posición del volante.

3. METODOLOGÍA

3.1. Descripción de la metodología

El objetivo de la metodología presentada es el de obtener el estado de funcionamiento de la prensa caracterizado por la identificación de la pieza en producción, su cadencia de producción y la potencia consumida durante en cada pieza por cada uno de los subsistemas. Además, se plantea identificar si la prensa está en producción o bien parada.

El punto de partida para el mencionado análisis es la obtención de medidas eléctricas representativas del funcionamiento de la prensa, para lo que se obtienen los valores eficaces de corriente y potencia activa en los principales subsistemas de la prensa, siendo los más relevantes para la caracterización de la prensa el transfer y el motor principal.

El carácter periódico del consumo de potencia en los distintos subsistemas, el cual está relacionado con los propios movimientos de la prensa durante la producción de una pieza, provoca que la aplicación de la transformada de Fourier y el correspondiente análisis en el dominio de la frecuencia sean muy convenientes para la mencionada caracterización. De hecho, el espectro armónico normalizado de la potencia consumida por el transfer durante la producción de piezas distintas puede emplearse como un patrón reconocible para la pieza en producción.

En consecuencia, la información en el dominio de la frecuencia se ha empleado para entrenar unas redes neuronales que permitan la identificación de las piezas en producción y, por lo tanto, la obtención de su cadencia o período de producción. En esta línea se han planteado dos alternativas, en las que se ha empleado como entrada o bien los armónicos normalizados de la potencia o bien los espectros de ésta obtenidos mediante la *Short-time Fourier Transform* (STFT).

3.2. Medidas eléctricas

3.2.1 Características de las medidas

El objetivo es realizar un modelo no intrusivo de la prensa que permita analizar su comportamiento únicamente con medidas eléctricas en el cuadro principal (Fig. 6), donde se registran los parámetros eléctricos de los cuatro subsistemas de la prensa: motor principal, transfer, cojines y sistemas auxiliares.

Para la realización de las medidas emplea un analizador de redes eléctricas que muestrea a una frecuencia de varios kHz los valores instantáneos de tensión y la corriente. A partir de estos valores, se calculan los valores eficaces y de potencia activa cada 20 ms. Esta elevada frecuencia de obtención de valores es necesaria debido fundamentalmente a la naturaleza dinámica de los movimientos del transfer. Es por ello que no se utiliza la cadencia de 100 ms recomendada por las normas CEI, y utilizada por la gran mayoría de equipos comerciales, ya no sería posible analizar adecuadamente el comportamiento de la prensa.

Tras el análisis de las medidas se observa que, de los cuatro subsistemas, los que tienen un comportamiento variable más acusado con el tipo de pieza procesada son el motor principal que mueve los cabezales y el transfer que desplaza las piezas entre estaciones.

3.2.2 Medidas en el 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. 7), tanto en valor medio como en la forma de cada ciclo. Las variaciones de potencia son debidas a la presión ejercida por el 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).

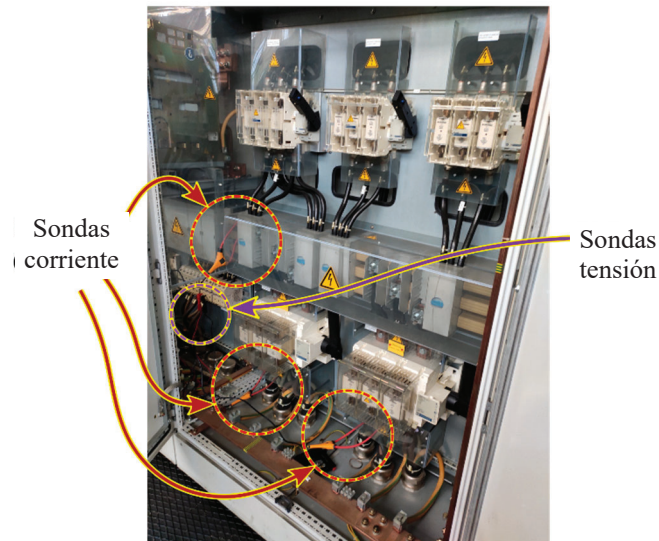


Fig. 6. Medida de tensión y corriente en el cuadro principal de la prensa.

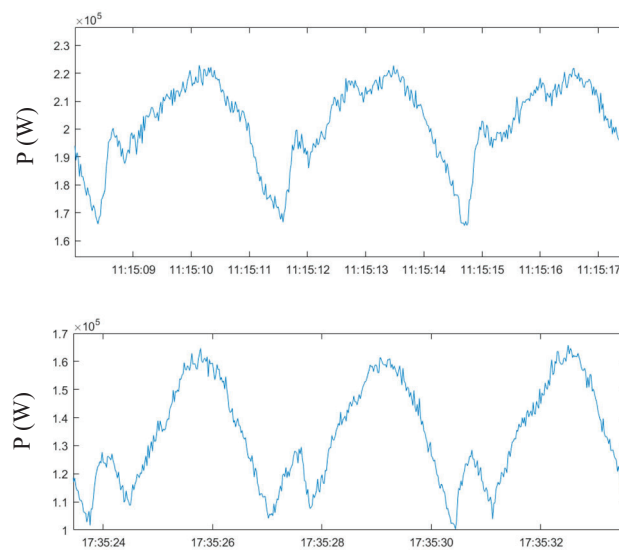


Fig. 7. Ejemplo de la evolución temporal de la potencia consumida en el motor principal para dos piezas distintas.

3.2.3. 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. 8 se representan cada una de las etapas de cada ciclo y el movimiento asociado a ellas.

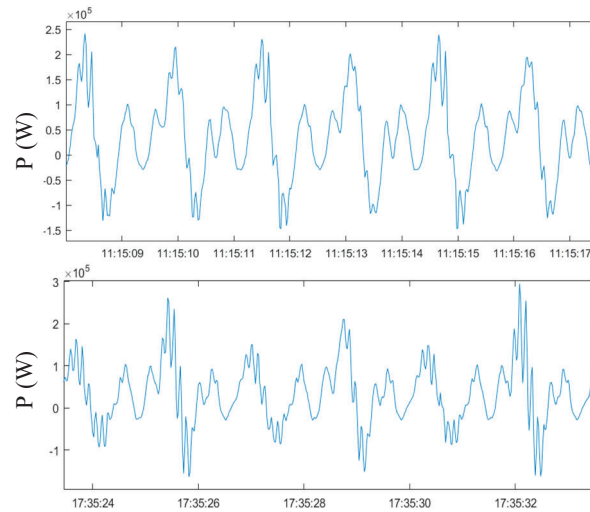


Fig. 8. Ejemplo de la evolución temporal de la potencia consumida en el transfer para dos piezas distintas.

3.2.4. Relación entre las variaciones de potencia y los movimientos de la prensa

Las variaciones de potencia registradas se pueden relacionar con los movimientos de la prensa, tal y como se observa en la Fig. 9. En cada pieza dichos movimientos y la potencia de estos implican un patrón distinto en los registros de potencia. Esto permitirá asociar cada pieza producida al patrón de consumo de potencia. Esto se realizará mediante técnicas de redes neuronales en el dominio de la frecuencia como se muestra en los siguientes apartados.

Uno de los inconvenientes para la identificación de los mencionados patrones es que en las medidas de potencia hay unas componentes de frecuencia elevada, p.e. debido al funcionamiento de los variadores de velocidad, que puede dificultar la detección de éstos (Fig. 10). Una de las opciones para limitar el impacto de esto sería proceder a un filtrado de las señales de potencia, sin embargo, la elección de la frecuencia de corte debe ser elegida de forma que el resultado no afecte al patrón de potencia relacionado con la producción de las piezas.

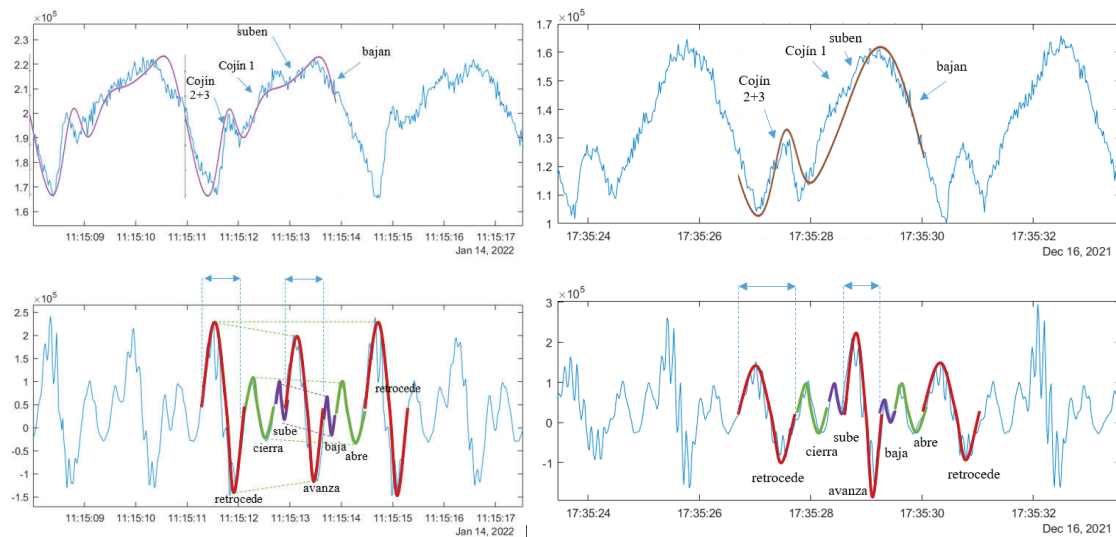


Fig. 9. Relación entre la potencia y los movimientos de la prensa.

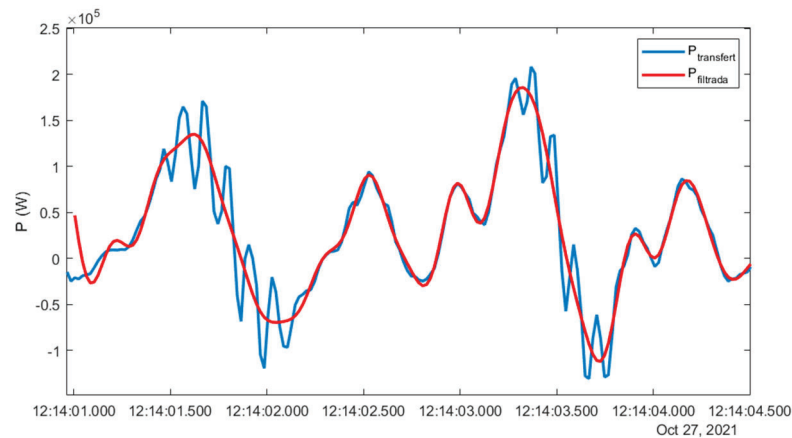


Fig. 10. Forma de onda de la potencia del transfer (medida y filtrada).

3.3. Aplicación de la Transformada Rápida de Fourier

3.3.1. Aplicabilidad de la transformada de Fourier

La transformada de Fourier es una técnica matemática para transformar una función variable en el 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 cambios o distintos patrones en los armónicos que en las curvas originales.

3.3.2. Análisis de Fourier de las medidas eléctricas

Al realizar la transformada rápida de Fourier (FFT) sobre las medidas 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. 11 se representan la potencia demandada por el transfer junto con componentes armónicas normalizado para distintos tipos de piezas, de modo que la mayor componente armónica tiene valor unitario. En ella se puede apreciar las diferencias en el espectro armónico para cada uno de los tipos de piezas. Un análisis similar se realiza sobre el motor principal aunque las diferencias en los espectros armónicos son inferiores.

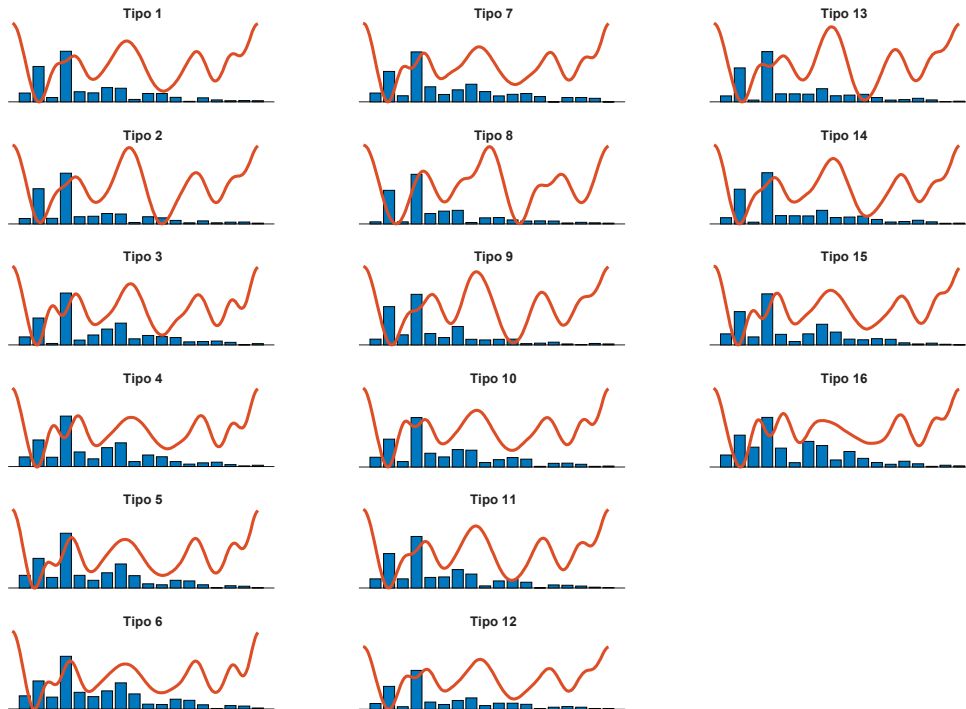


Fig. 11. Potencia demandada por el transfer y sus coeficientes normalizados de Fourier para distintos tipos de pieza.

En la Fig. 12 se representa la variación temporal de las amplitudes de los armónicos durante varios días, donde se han producido diferentes piezas. Además, la fase de las diferentes componentes armónicas también varía en función del tipo de pieza que se está fabricando, por lo que se ha optado por emplearlas como entrada en un algoritmo de reconocimiento de patrones. En la Fig. 13 se representan la evolución temporal de las fases de los armónicos en el mismo período que en la Fig. 12.

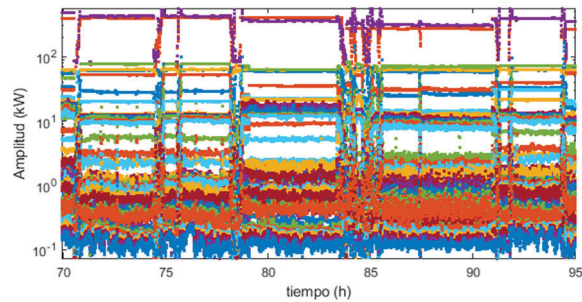


Fig. 12. Variación temporal de la amplitud de los armónicos durante la producción de diferentes tipos de piezas.

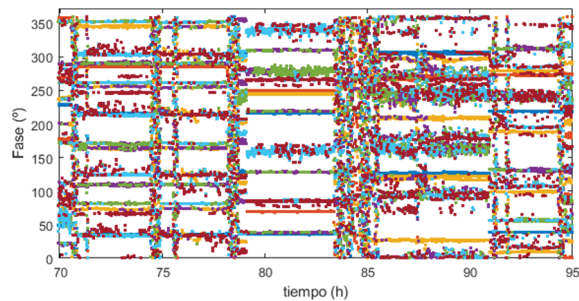


Fig. 13. Variación temporal de la fase de los primeros armónicos durante la producción de diferentes piezas.

3.3.3. 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. 14 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.

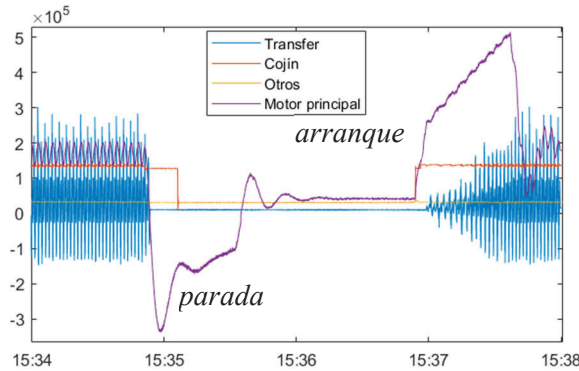


Fig. 14. Potencias de los cuatro circuitos al producirse una parada y un arranque de la prensa.

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. 15), lo que implica que su TFT normalizada es similar (Fig. 16).

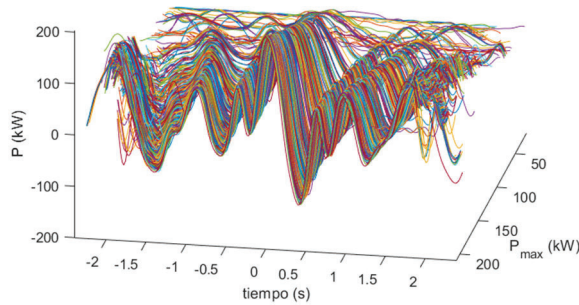


Fig. 15. Potencias del transfer en función de la potencia máxima consumida para una determinada pieza.

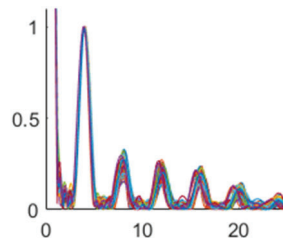


Fig. 16. TTF normalizada de las curvas de potencia del transfer de la Fig. 15.

3.4. Aplicación de redes neuronales

3.4.1. Red neuronal con armónicos como entrada

Los armónicos normalizados permiten caracterizar cada uno de los tipos de piezas a partir del valor relativo de cada una de las componentes armónicas, a modo de ejemplo, en la Fig. 11 se muestra el espectro armónico normalizado para 18 tipos de piezas. Para ilustrar mejor este comportamiento en la Fig. 17 se representan los armónicos normalizados de orden 1 frente a los de orden 7 obtenidos a partir de la potencia del transfer para las distintos tipos de piezas. Del análisis de la gráfica se puede observar que los armónicos de los distintos tipos de piezas quedan delimitados en zonas que se pueden separar en conjuntos de puntos prácticamente aislados. Dicha separación se puede mejorar si se incorporan más armónicos a la comparativa, siendo una herramienta habitual en este tipo de situaciones las redes neuronales de clasificación [18].

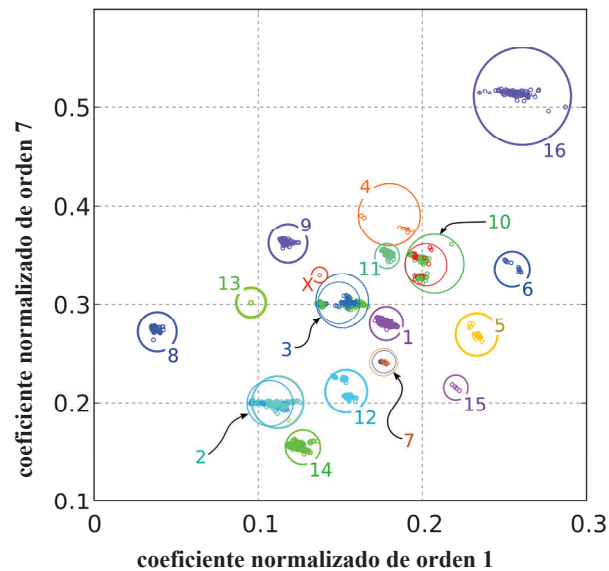


Fig. 17. Coeficientes normalizados de Fourier de orden 1 frente a los de orden 7 para distintos tipos de pieza.

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, en base a distintas muestras, se han seleccionado preliminarmente un 10% de las medidas registradas durante las campañas de medida. Con este porcentaje de muestras se han obtenido unos resultados relevantes, como se verá en apartados posteriores, no obstante este valor se revisará a medida que se avance en la metodología de análisis.

En la Fig. 18 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.

En la Fig. 19 se representa un ejemplo en el que la red neuronal detecta que la prensa está parada, en otro está produciendo una pieza determinada (pieza tipo nº 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 en el transfer a partir de las cuales se obtienen las entradas de la RN: amplitudes normalizadas y fases de los armónicos. La salida de la RN es el estado de la prensa y el tipo de pieza producido, además del intervalo de confianza del resultado obtenido.

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.

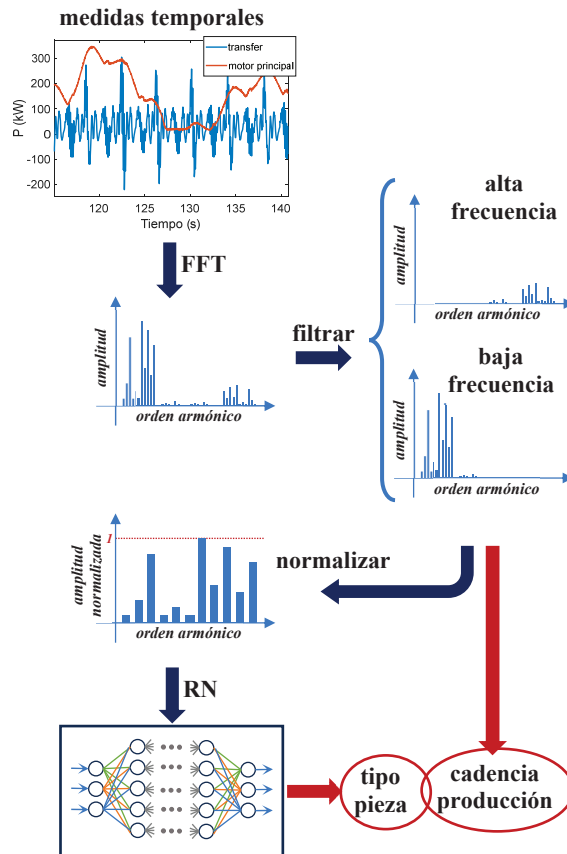


Fig. 18. Metodología de aplicación de la red neuronal sobre los armónicos normalizados.

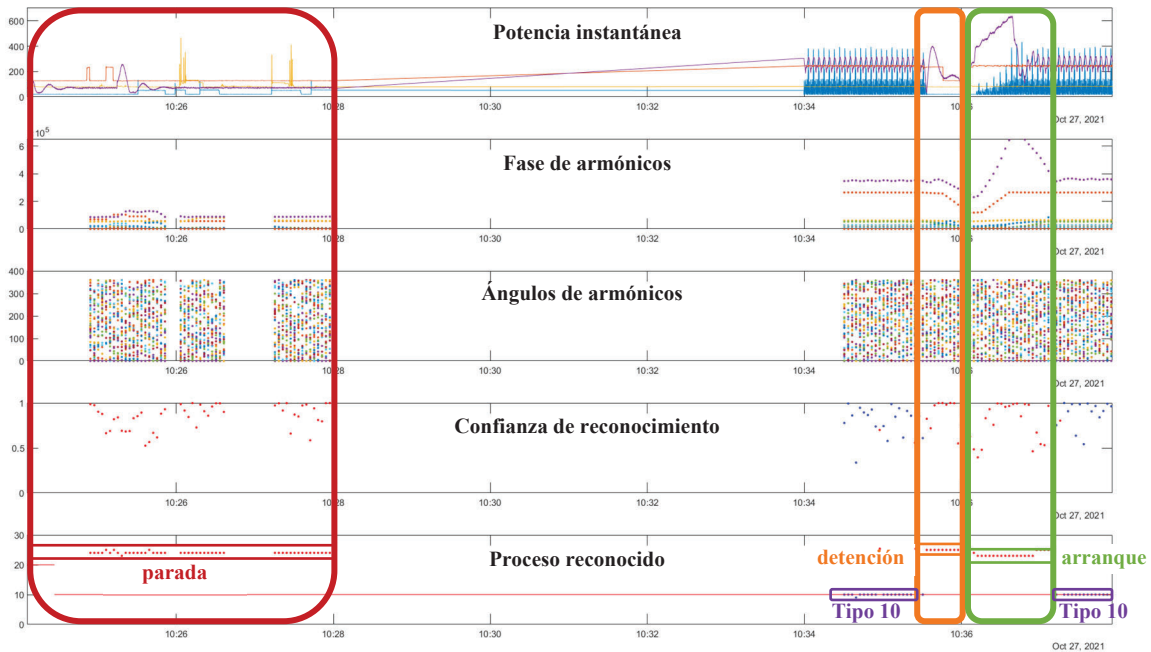


Fig. 19. Ejemplo de variables de entrada y salida de la RN.

3.4.2. Red neuronal con STFT como entrada

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. En la Fig. 20 se muestra la evolución temporal de los espectrogramas de los valores eficaces de la corriente demandada por el transfer y motor principal para un determinado tipo de pieza.

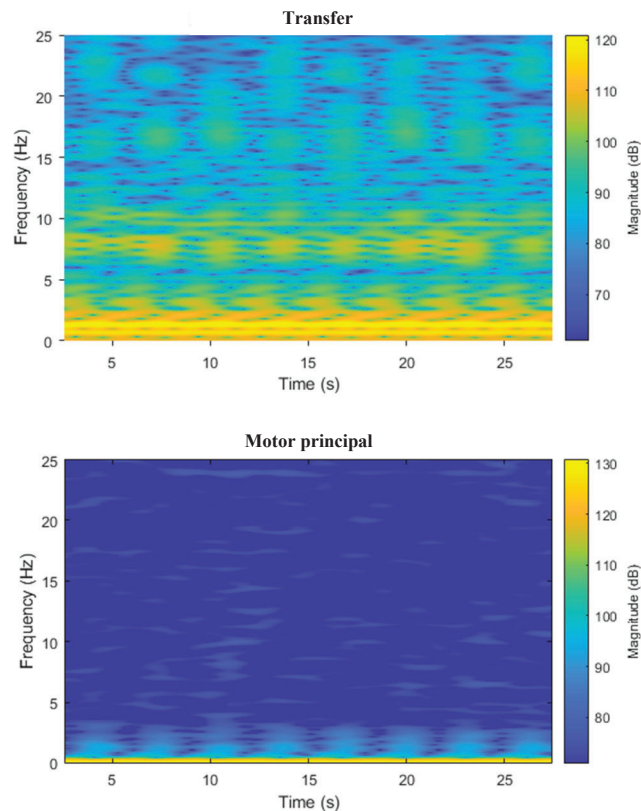


Fig. 20. Espectrogramas de los valores eficaces de las intensidades demandas por los subsistemas del transfer y motor principal.

Con el objeto de tener lotes de producción pequeños que deriven en un stock de piezas reducido, la prensa se programa para que se produzcan paradas con 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 problemas en la alimentación de chapa.

En la Fig. 21 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.

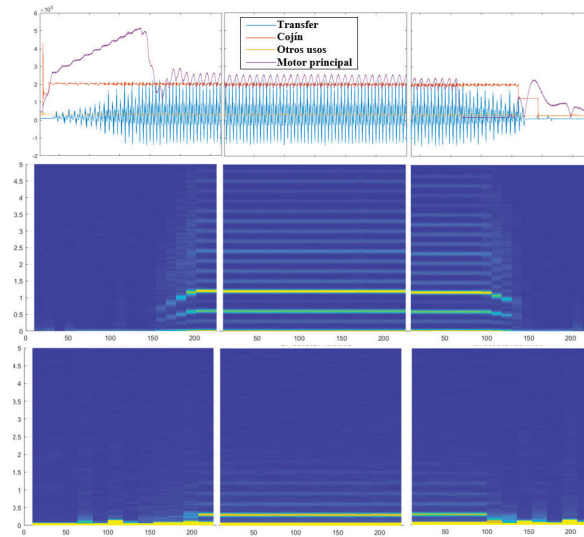


Fig. 21. Espectrogramas en el arranque, en régimen nominal y en parada del transfer y del motor principal.

4. 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-detenida)
- N° de paradas imprevistas durante la producción

En la Fig. 22 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.

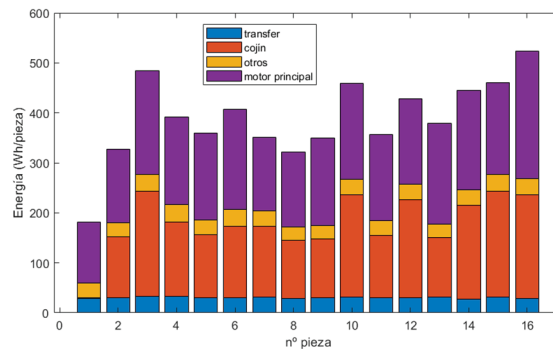


Fig. 22. Consumo medio de energía por pieza y circuito.

En la Fig. 23 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 4 s.

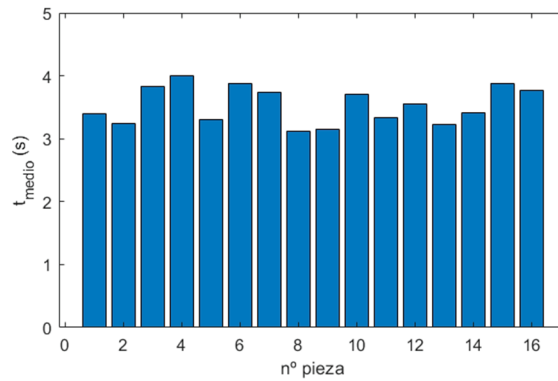


Fig. 23. Tiempo medio del ciclo de la prensa de cada pieza.

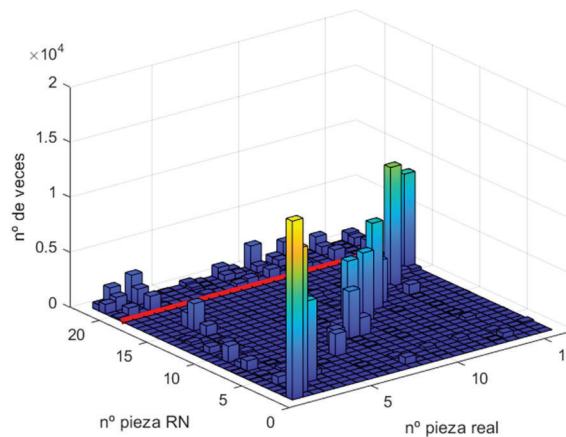


Fig. 24. Histograma de resultados de la red neuronal.

La Fig. 24 representa los resultados obtenidos por la red neuronal frente a los datos reales para las 16 tipos diferentes piezas fabricadas. Los valores de parada, arranque y máquina de se han codificado como tipos 20, 21 y 22, respectivamente (ver línea roja en el gráfico). Los valores en la diagonal significan que el tipo de pieza detectado por la RN coincide la pieza que realmente se estaba en producción según los partes de producción aportados. Los valores fuera de la diagonal implican una discrepancia entre el tipo de pieza detectado y el que debería estar en producción. Tal y como se puede observar, una parte muy importante de los valores está en la diagonal, no obstante, hay un margen de mejora con objeto de reducir las detecciones fallidas.

5. 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.

En este documento se exploran las capacidades de utilización de redes neuronales cuya entrada es la potencia en el dominio de la frecuencia, ya sea a través de las componentes armónicas o de la transformada de Fourier de tiempo corto (STFT). La ventaja de trabajar en el dominio de la frecuencia es que se reduce la información necesaria para la identificación de patrones (p.e. primeras componentes armónicas) lo que facilita el entranamiento de la red neuronal y su implementación en tiempo real.

El resultado más relevante de la identificación de piezas en producción es, por ejemplo, la obtención de cadencias de producción en tiempo real además de la potencia por pieza de cada uno de los subsistemas.

AGRADECIMIENTOS

Las 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).

REFERENCIAS

- [1] G.W. Hart, “Nonintrusive Appliance Load Monitoring”, *Proceedings of the IEEE*, **80**(12), 1870–1891 (1992), doi: 10.1109/5.192069.
- [2] J. Revuelta Herrero *et al.*, “Non intrusive load monitoring (NILM): A state of the art”, in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Springer Verlag, 125–138 (2017), doi: 10.1007/978-3-319-61578-3_12.
- [3] A. Zoha, A. Gluhak, M. Imran, S. Rajasegarar, “Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey”, *Sensors*, **12**(12), 16838–16866 (2012) doi: 10.3390/s121216838.
- [4] G.A. Raiker *et al.*, “Energy Disaggregation Using Energy Demand Model and IoT-Based Control”, *IEEE Trans Ind Appl*, **57**(2), (2021), doi: 10.1109/TIA.2021.3047016
- [5] S. Dash, N.C. Sahoo, “Electric energy disaggregation via non-intrusive load monitoring: A state-of-the-art systematic review”, *Electric Power Systems Research*, **213**(01) (2022), doi: 10.1016/j.epsr.2022.108673.
- [6] I. Eski, S. Erkaya, S. Savas, S. Yildirim, “Fault detection on robot manipulators using artificial neural networks”, *Robot Comput Integr Manuf*, **27**(1), 115–123 (2011) doi: 10.1016/j.rcim.2010.06.017.
- [7] M. Brillinger, M. Wuwer, M. Abdul Hadi, F. Haas, “Energy prediction for CNC machining with machine learning”, *CIRP J Manuf Sci Technol*, **35**, 715–723, (2021), doi: 10.1016/j.cirpj.2021.07.014.
- [8] L. Meng, M. Zhou, C. Zhang, G. Tian, “A new model for predicting power consumption of machining processes: A turning case”, in *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, IEEE Computer Society, Nov. 2016, 1289–1294. doi: 10.1109/COASE.2016.7743556.
- [9] H. Hong, Ch. Zhang, L. Meng, Guangdong Tian, Jun Yu, “Characterising energy efficiency in machining processes: a milling case”, in *Conference on Advanced Mechatronic Systems*, Xiamen: IEEE, Dec. 2017. doi: 10.1109/ICAMechS.2017.8316555.
- [10] J. Pan, C. Li, Y. Tang, W. Li, and X. Li, “Energy Consumption Prediction of a CNC Machining Process with Incomplete Data”, *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, **8**(5), 987–1000 (2021), doi: 10.1109/JAS.2021.1003970.
- [11] A.H. Sabry, F.H. Nordin, A.H. Sabry, M.Z. Abidin Ab Kadir, “Fault Detection and Diagnosis of Industrial Robot Based on Power Consumption Modeling”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **67**(9), 7929–7940 (2020), doi: 10.1109/TIE.2019.2931511.
- [12] H.H. Chang, K.L. Lian, Y.C. Su, W.J. Lee, “Power-spectrum-based wavelet transform for nonintrusive demand monitoring and load identification”, *IEEE Trans Ind Appl*, **50**(3), 2081–2089 (2014), doi: 10.1109/TIA.2013.2283318.
- [13] C. Nalmpantis, N.V. Gkalinikis, D. Vrakas, “Neural Fourier Energy Disaggregation”, *Sensors*, **22**(2), (2022), doi: 10.3390/s22020473.
- [14] C. Carrillo, *Fundamentos del análisis de Fourier*. Vigo (2003). doi: 84-95046-24-5.
- [15] J. Arrillaga Garmendi, L.I. Eguiluz Morán, *Armónicos en sistemas de potencia*. Santander: Universidad de Cantabria (1994)
- [16] E.O. Brigham, R.E. Morrow, “The fast Fourier transform”, *IEEE Spectr*, **4**(12), 63–70 (1967), doi: 10.1109/MSPEC.1967.5217220.
- [17] J.R. Hiler González, V.J. Martínez Hernando, *Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones* (1995) doi: 84-7897-155-6.
- [18] G.P. Zhang, “Neural Networks for Classification: A Survey”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, **30**(4), 451–462 (2000) doi: 10.1109/5326.897072.

NEURAL NETWORK ANALYSIS OF THE ENERGY PROFILE OF A SHEET METAL FORMING PRESS IN THE AUTOMOTIVE INDUSTRY

Abstract – This paper analyzes the performance of a press for sheet metal forming, type transfer, in the automotive sector based only on electrical measurements. One of the particularities of this press is the change of the type of part to be manufactured, with more than eight 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 panel. By means of this analysis it is intended to know the real production parameters, such as cadence and consumption per piece produced, which are currently only known in an approximate way. For this purpose, the consumption of the subsystems is recorded by means of a network analyzer with which RMS values of current and electrical power are obtained every 20 ms. The consumption pattern 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 transformation is used as input to a neural network that performs the recognition of the parts in production in real time. Thanks to the stability of the harmonic spectrum, when the production is in permanent regime, it is possible to determine the part being produced at any time and to detect the start and stop phases of the press.

Keywords – Sheet Metal Forming Press, Mechanical Modeling, Harmonic Analysis, ANN.

