

Jornadas de Automática

Detección de anomalías en máquinas de corte con láser mediante redes neuronales y procesamiento de señales

Ortiz, L.^{a,*}, Guasque, A.^a, Balbastre, P.^a, Simó, J.^a

^a Instituto de Automática e Informática Industrial, Universitat Politècnica de Valencia, Camino de Vera, s/n, 46022, Valencia, España.

To cite this article: Ortiz, L., Guasque, A., Balbastre, P., Simó, J. 2024. Anomaly detection on laser cutting machines using neural networks and signal processing. *Jornadas de Automática*, 45. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2024.45.10835>

Resumen

En este trabajo se propone la evaluación de diferentes técnicas de procesamiento de información, obtenida mediante instrumentación, con el objetivo de la detección de anomalías de funcionamiento mecánico. Como punto de partida se usan datos obtenidos mediante el muestreo de un acelerómetro montado en un pórtico XYZ cuyo movimiento está controlado con motores paso a paso. A los datos obtenidos por la instrumentación se aplicarán técnicas de procesamiento digital, y redes neuronales para determinar la posibilidad de predicción en la aparición de funcionamientos anómalos en la máquina. Para la evaluación experimental de las técnicas de procesamiento de información se inyectarán diferentes tipos de fallos (ruido de alta y baja frecuencia y cabeceos) bajo diferentes escenarios de funcionamiento. Los resultados obtenidos se comparan cuantitativa y cualitativamente, evaluando la eficacia de cada enfoque. Las conclusiones derivadas de este trabajo contribuirán al avance en la detección temprana de anomalías en máquinas de corte con láser, brindando aplicaciones prácticas para el mantenimiento predictivo y la mejora de la eficiencia operativa.

Palabras clave: Sistemas empotrados para el control y aplicaciones, Algoritmos en tiempo real, Monitorización, Toma de decisiones y autonomía.

Anomaly detection on laser cutting machines using neural networks and signal processing

Abstract

In this work we propose the evaluation of different information processing techniques, obtained by means of instrumentation, with the objective of detecting anomalies in mechanical operation. As a starting point, data obtained by sampling an accelerometer mounted on an XYZ gantry whose movement is controlled by stepper motors will be used. Digital processing techniques and neural networks will be applied to the data obtained by the instrumentation to determine the possibility of predicting the occurrence of anomalous operation in the machine. For the experimental evaluation of the information processing techniques, different types of faults (high and low frequency noise and pitching) will be injected under different operating scenarios. The results obtained will be compared quantitatively and qualitatively, evaluating the effectiveness of each approach. The conclusions derived from this work will contribute to the advancement in the early detection of anomalies in laser cutting machines, providing practical applications for predictive maintenance and improvement of operational efficiency.

Keywords: Embedded computer control systems and applications, Real-time algorithms, Monitoring, Decision making and autonomy.

1. Introducción

En este artículo se presentan técnicas de adquisición y procesamiento de datos sensoriales con el objetivo de

detectar anomalías en el funcionamiento mecánico. El objetivo final es el desarrollo de técnicas aplicables a una máquina industrial de corte láser.

Para las experiencias experimentales se han utilizado datos obtenidos mediante el muestreo de un acelerómetro montado en un pórtico XYZ accionado por motores paso-a-paso. La elección de esta configuración proporciona un entorno controlado para la realización de experimentos, inyección de fallos y recolección de datos. Los experimentos realizados sobre este prototipo permiten la evaluación de diversas técnicas de procesamiento de información, incluyendo el uso de procesamiento digital, modelado y entrenamiento de redes neuronales. Estas técnicas se han aplicado a los datos adquiridos por la instrumentación, con el propósito de determinar la capacidad de prever anomalías en el funcionamiento de la máquina industrial de corte láser.

El análisis realizado se enfoca en la evaluación de tres posibles anomalías que podrían afectar el funcionamiento de la máquina de corte con láser: cabeceo, aparición de altas frecuencias y aparición de bajas frecuencias. Estas anomalías se seleccionaron por su relevancia y su capacidad para representar situaciones del mundo real que podrían surgir durante el funcionamiento de la máquina.

El cabeceo se refiere a los movimientos oscilatorios no deseados de la máquina alrededor de los de movimiento X e Y. Esto puede ser causado por desequilibrios en el sistema, holguras o problemas en los motores. En la realidad, el cabeceo puede surgir debido a desgastes no uniformes, desalineaciones o incluso desequilibrios en la carga de trabajo. Analizar y detectar el cabeceo es esencial para prevenir daños a la máquina y garantizar cortes precisos. La inyección de altas frecuencias simula la presencia de ruido de alta frecuencia en la señal de aceleración. En la realidad, esto podría representar interferencias eléctricas, vibraciones no deseadas o impactos sutiles en el sistema. La capacidad de detectar y filtrar este tipo de ruido es crucial para mantener mediciones precisas y evitar malfuncionamientos durante la operación normal. La inyección de bajas frecuencias simula perturbaciones más suaves pero persistentes en la señal de aceleración. Esto podría reflejar cambios graduales en las condiciones de trabajo, como desgastes progresivos en componentes mecánicos o variaciones en la carga. La detección temprana de estas bajas frecuencias es esencial para un mantenimiento predictivo efectivo y para prevenir fallas a largo plazo.

2. Trabajos relacionados

La aplicación de métodos de *Machine Learning* y *Big Data* en la resolución de problemas industriales ha experimentado un notable crecimiento en las últimas décadas (Jonny Herwan, 2019). Antes de adentrarnos en la propuesta específica para la máquina de corte con láser, es crucial revisar la evolución tecnológica en aplicaciones similares. A continuación, se presentan algunas de las iniciativas más destacadas en el ámbito del diagnóstico industrial.

En el trabajo (Chunzhen Yang, 2019), se aborda la monitorización en tiempo real de maquinaria industrial mediante el análisis de datos sensoriales. El objetivo principal de este estudio era desarrollar un sistema capaz de identificar patrones anómalos en los datos generados por sensores de maquinaria en funcionamiento. Utilizando algoritmos de *Machine Learning*, se logró detectar desviaciones significativas en los patrones de operación,

permitiendo así prever posibles fallos o deterioros en los componentes de la maquinaria.

La contribución clave de esta investigación radica en su enfoque proactivo para el mantenimiento industrial. Al detectar anomalías en tiempo real, se facilita la intervención preventiva, evitando así tiempos de inactividad no planificados y reduciendo los costes asociados al mantenimiento correctivo. Este enfoque de monitorización en tiempo real sienta las bases para la propuesta de implementación de técnicas similares en la máquina de corte con láser, permitiendo una respuesta ágil a cualquier cambio en el estado de la maquinaria.

En el estudio de (Changchun Liu, 2022), se exploró la aplicación de técnicas avanzadas de *Machine Learning* para el mantenimiento predictivo en máquinas industriales. La investigación se centró en la capacidad de prever posibles fallos en componentes clave de la maquinaria, permitiendo una planificación más eficiente de las actividades de mantenimiento. Utilizando algoritmos de *Deep Learning*, se logró identificar patrones complejos en los datos operativos, lo que resultó en una mayor precisión en la predicción de fallos y la optimización de los intervalos de mantenimiento.

Esta investigación destaca la importancia de la anticipación en el mantenimiento industrial. Al prever el desgaste o deterioro de componentes, las empresas pueden evitar paradas no planificadas y maximizar la disponibilidad operativa de sus máquinas. La aplicación de técnicas de *Machine Learning* para el mantenimiento predictivo proporciona un enfoque proactivo y basado en datos, aspectos clave que se consideran en la propuesta para la máquina de corte con láser, buscando mejorar la eficiencia y la fiabilidad de la operación industrial.

En (Courtier, 2021) y (Courtier, 2023) se demuestra la aplicación de técnicas de aprendizaje automático para clasificar superficies cortadas por láser a partir de sus defectos y para realizar predicciones visuales de los resultados del corte por láser bajo diferentes parámetros de láser utilizando datos de imágenes de microscopio. Los dos objetivos clave de este trabajo son desarrollar, por un lado, una red neuronal convolucional que pueda clasificar muestras de acero inoxidable cortadas por láser de fibra en función de la velocidad de corte utilizada y, por otro, dos redes convolucionales generativas adversarias que puedan predecir con precisión el aspecto de muestras de acero inoxidable cortadas por láser de fibra.

En el trabajo (Züfle, 2019) los autores proponen un método de detección de fallos en rodamientos basado en redes neuronales gráficas para mejorar la precisión de la detección de fallos. En este trabajo se convierte la señal de series temporales de vibración en datos de grafos estructurados no euclidianos mediante métodos como la transformación de características y la medición de similitudes. Se propone un método para extraer las características de las señales de vibración utilizando redes neuronales gráficas.

En (Zhang, 2021) los autores proponen un nuevo método basado en redes neuronales recurrentes para identificar los tipos de fallos en maquinaria rotativa. Las señales de vibración de series temporales unidimensionales se convierten primero en imágenes bidimensionales. A continuación, se introduce la Unidad Recurrente Cerrada (GRU) para explotar la información temporal de los datos de series temporales y aprender características representativas de las imágenes construidas. Finalmente, se emplea un

perceptrón multicapa para implementar el reconocimiento de fallos.

En el ámbito de la monitorización y diagnóstico del estado de máquinas (Paulo Augusto Sherring, 2010), destaca el trabajo de (Zhixiong Li, 2019), donde se implementan técnicas avanzadas de *Machine Learning* para evaluar y prever el estado operativo de las herramientas de las máquinas CNC. Este estudio se centra en la detección temprana de posibles anomalías y desgastes, el monitoreo continuo del rendimiento y la optimización de la eficiencia en la operación de máquinas CNC.

En (Zhixiong Li, 2019) los autores destacan la importancia de la monitorización constante para prevenir fallos inesperados y mejorar la eficacia en el uso de máquinas CNC. El uso de algoritmos de *Machine Learning* en este contexto permite realizar diagnósticos en tiempo real, identificar patrones sutiles que indican desviaciones del funcionamiento óptimo y mejorar la toma de decisiones para el mantenimiento predictivo.

Este enfoque en el estado operativo de las máquinas CNC complementa la propuesta del presente trabajo, proporcionando un contexto sólido y precedentes en la aplicación de técnicas de *Machine Learning* para mejorar la eficiencia y la fiabilidad en maquinaria industrial específica. La adaptación de estas metodologías al caso de estudio de la máquina de corte con láser refleja la continua evolución de estas tecnologías en la mejora de procesos industriales.

Dentro de las alternativas existentes, se identifican enfoques basados en reglas heurísticas y sistemas expertos, los cuales han sido utilizados en el pasado para el diagnóstico industrial. Sin embargo, la limitación de estos métodos radica en su capacidad para adaptarse a patrones complejos y cambiantes presentes en datos de maquinaria moderna.

A diferencia de los trabajos mencionados anteriormente, nuestra investigación se enfoca específicamente en la detección de anomalías en máquinas de corte con láser utilizando *Machine Learning* y *Big Data*, por la capacidad inherente de estas tecnologías para aprender de patrones complejos y adaptarse a cambios en tiempo real. La flexibilidad y la escalabilidad que ofrecen estas técnicas son esenciales para abordar la complejidad de los datos generados por los sensores de la máquina de corte con láser.

Mientras que otros estudios se han centrado en la monitorización en tiempo real y el mantenimiento predictivo en un contexto más amplio, nuestra propuesta ofrece una solución específica y optimizada para el entorno de corte con láser. Esto incluye la evaluación detallada de anomalías como cabeceos y la inyección de ruido de alta y baja frecuencia, aspectos cruciales para garantizar la precisión y la operatividad de las máquinas de corte.

Además, nuestro enfoque experimental proporciona un marco robusto para la implementación de técnicas de mantenimiento predictivo, contribuyendo significativamente a la mejora de la eficiencia operativa y la reducción de costes en la industria del corte con láser.

3. Montaje experimental

Para adquirir datos experimentales en laboratorio, donde no se dispone de una máquina industrial dedicada, se ha desarrollado un prototipo o maqueta que se puede asimilar a una máquina de corte con láser. El prototipo consiste en el

empleo de un sistema de pórtico XYZ (Figura 1) accionado por motores paso-a-paso, similar al que se usa en las impresoras 3D. La información sensorial a procesar consiste en los valores de aceleración obtenida con un módulo convencional *InvenSense IMU-9250*.

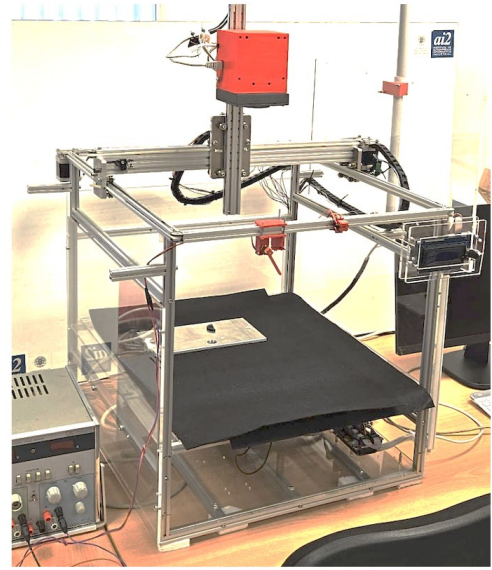


Figura 1: Pórtico XYZ motorizado para la realización de los experimentos.

El acelerómetro que mide los valores de aceleración en los ejes X, Y y Z se ha conectado mediante un bus I2C a una placa Raspberry Pi que controla un sistema empotrado de visión artificial desarrollado previamente y que ya se encuentra integrado en la máquina de corte láser industrial (Figura 2). El objetivo es avanzar y ampliar el desarrollo de un sensor inteligente que sea integrable directamente en la máquina industrial.

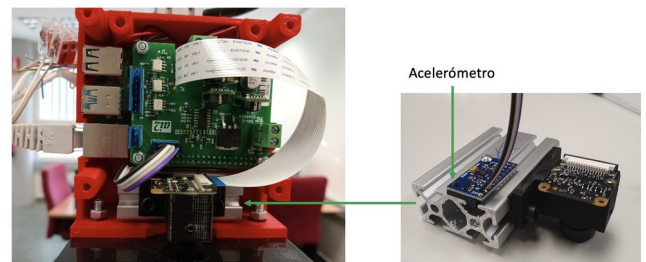


Figura 2: Acelerómetro integrado en el sistema empotrado de visión.

Para la inyección de altas y bajas frecuencias se han adosado a la estructura del pórtico sendos dispositivos motorizados que transmiten a la estructura las correspondientes vibraciones. Estos vibradores se pueden observar en la Figura 3.

La toma de datos experimentales se realiza programando movimientos en el plano XY y accionando los motores del pórtico con diferentes valores de aceleración. Si la aceleración programada en el accionamiento es baja, no se produce cabeceo en el punto instrumentado mientras que si la aceleración programada es alta (cambios bruscos en la trayectoria) se observa cabeceo ya que el montaje de la maqueta dista mucho de ser perfecto y presenta holguras.

Se realizan diferentes experiencias con los vibradores conectados o desconectados.

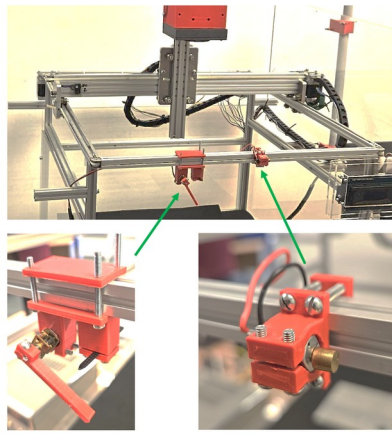


Figura 3: Dispositivos vibradores para la inyección de anomalías.

4. Sistema de adquisición

La Figura 4 muestra el esquema de adquisición y procesamiento de información. Los datos de aceleración se muestrean en bloques de tamaño fijo. En las pruebas cada bloque toma datos durante 10 segundos para formar un “buffer”. El hilo de adquisición (en la figura “Hilo 1”) se encarga de tomar los datos de aceleración por el bus I2C para formar un bloque de datos. El hilo de procesamiento (en la figura “Hilo 2”) se encarga del procesamiento digital del bloque de datos adquirido. El procesamiento se realiza concurrentemente a la adquisición del siguiente bloque de datos. Para que el tiempo de bloqueo entre estos dos hilos por acceso concurrente a los buffers sea mínimo, de hecho, despreciable, se utiliza la técnica del “triple buffer” (Jimenez-Garcia, 2014).

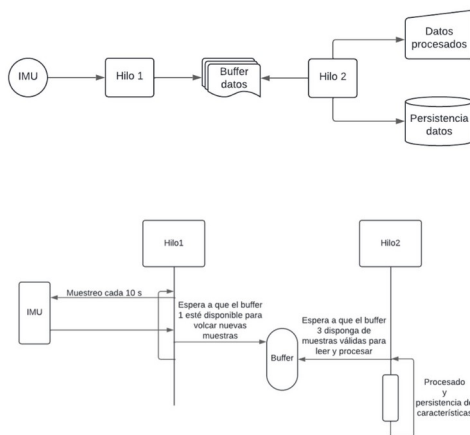


Figura 4: Esquema del programa de adquisición.

La adquisición de información para su procesamiento digital debe cumplir unos requisitos temporales estrictos. En nuestro caso nos planteamos obtener datos a una frecuencia de 1kHz, es decir, con un periodo de muestreo de 1ms. Programando la velocidad del bus I2C al máximo soportado de 400kHz, cada transacción tarda alrededor de 0.5ms. Con estos valores temporales un programa ejecutándose sobre la plataforma Linux debe utilizar las llamadas a sistema específicas de funcionamiento de tiempo real para conseguir los siguientes requisitos:

- **Requisito 1:** El hilo de muestreo debe tener una latencia mínima cada vez que se activa para tomar una muestra
- **Requisito 2:** El hilo de muestreo debe ejecutarse con una planificación FCFS con una prioridad alta

de manera que no lo puedan expulsar otras actividades en el sistema

- **Requisito3:** Los instantes de activación del hilo de muestreo no deben estar sujetos a la deriva que pueda ocasionar la aparición de latencias. Eliminar por completo las latencias no es posible.

Los primeros dos requisitos se satisfacen estableciendo para el hilo de muestreo un nivel de planificación de tiempo real con alta prioridad. Así este hilo, cuando sea necesario, siempre expulsará al hilo de procesamiento. Las llamadas a sistema utilizadas son las que parecen de forma simplificada en el siguiente fragmento de código:

```
void setRealTimeCurrentThread() {
    int my_pid = 0;
    struct sched_param param;
    int retval;
    // Change to SCHED_FIFO and medium priority.
    param.sched_priority = 50;
    retval = sched_setscheduler(my_pid,
                               SCHED_FIFO,
                               &param);

    if (retval == -1) {
        perror("Error in sched_setscheduler"); _exit(-1);
    }
}
```

Para satisfacer el tercer requisito es necesario que la espera del hilo de muestreo se realice sobre un instante de tiempo fijo, n o sobre una diferencia de tiempo. Esto se consigue utilizando el reloj del sistema de la siguiente forma:

```
void sleep_until(struct timespec *ts, int delay){
    long oneSecond = 1000*1000*1000;
    ts->tv_nsec += delay * 1000;
    if (ts->tv_nsec >= oneSecond){
        ts->tv_nsec -= oneSecond;
        ts->tv_sec++;
    }
    clock_nanosleep(CLOCK_MONOTONIC,
                    TIMER_ABSTIME,
                    ts,
                    NULL);
}
```

El código completo se puede consultar en el repositorio: <https://github.com/jsimo16/sensaccl>

5. Detección de altas y bajas frecuencias

A partir de los datos muestreados se realiza un procesamiento digital de la señal para su análisis y posteriormente para su utilización como datos de partida en los algoritmos de detección de anomalías. En la Figura 5 se observa la representación de la aceleración muestreada en un movimiento del pórtico experimental describiendo una trayectoria en la que se observan cuatro picos en los valores de la aceleración XYZ. La experiencia se ha repetido en condiciones de funcionamiento normal e inyectando vibraciones de alta y baja frecuencia.

De la señal de aceleración se extrae el espectro completo que formará el vector de características para detectar las situaciones de funcionamiento anómalo utilizando un perceptrón simple. La Figura 6 muestra los módulos del espectro calculado con la máquina en movimiento en las diferentes situaciones de inyección de fallos.

Adicionalmente, a partir de las aceleraciones muestreadas, se ha extraído la imagen del espectrograma tal y como se muestra en la Figura 7. Estas imágenes se van a utilizar en el entrenamiento de una red neuronal convolucional como

alternativa al perceptrón simple para la detección de funcionamientos anómalos (Duy-Tang, 2019).

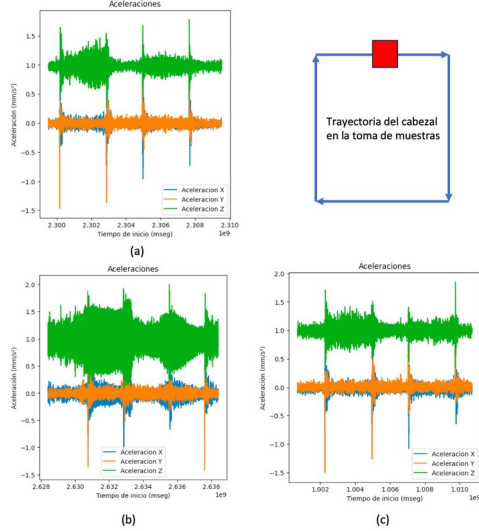


Figura 5: Representación de los valores de aceleración XYZ. (a) sin perturbaciones, (b) con inyección de vibraciones de alta frecuencia, (c) con inyección de vibraciones de baja frecuencia.

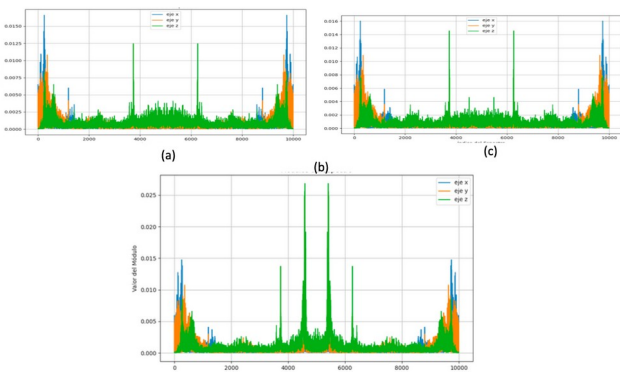


Figura 6: Representación del espectro completo de la aceleración XYZ. (a) sin perturbaciones, (b) con inyección de vibraciones de alta frecuencia, (c) con inyección de vibraciones de baja frecuencia.

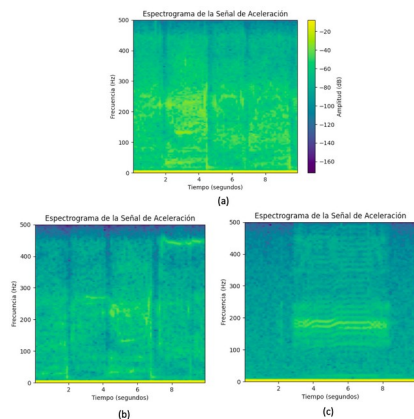


Figura 7: Espectrogramas de la aceleración. (a) sin perturbaciones, (b) con inyección de vibraciones de alta frecuencia, (c) con inyección de vibraciones de baja frecuencia.

6. Detección del cabeceo

Para la detección del cabeceo se ha hecho un procesamiento de la señal de aceleración orientado a

determinar el nivel de sobreoscilación de la velocidad del cabezal. Para ello se integran los valores de aceleración y se analizan los valores obtenidos alrededor de los instantes donde se detecten picos de aceleración.

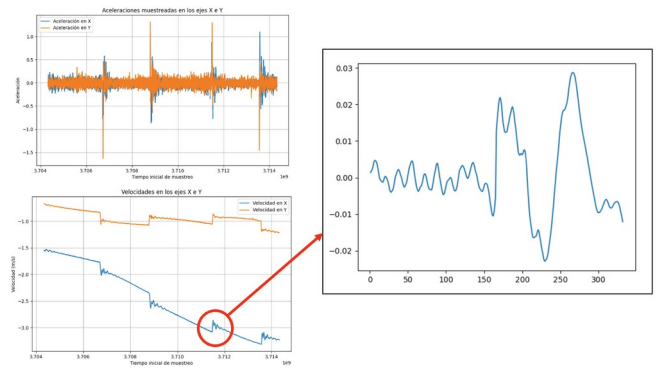


Figura 8: Representación del procesamiento de los datos para la detección del cabeceo. Datos de aceleración, integral de los datos para obtener la velocidad, oscilación de la velocidad eliminando la deriva.

La Figura 8 muestra el resultado de este procesamiento que sigue los siguientes pasos:

1. Detección de los instantes donde la aceleración supera un determinado umbral.
2. Para cada instante detectado
 - a. Extraer un entorno de puntos alrededor del instante de interés
 - b. Eliminar la deriva de la velocidad mediante diferencia con la regresión lineal antes y después del punto de interés
 - c. Calcular la varianza de la señal obtenida antes y después del instante de interés.
 - d. El índice de cabeceo se calcula como la diferencia entre estos dos valores de varianza.

7. Resultados

Se han realizado diferentes experiencias con datos experimentales procesados tal y como se ha descrito en las secciones anteriores. En esta sección se presentan los resultados obtenidos en la detección de funcionamiento anómalo. Estos resultados son preliminares ya que el conjunto de datos utilizado involucra un importante trabajo experimental y, en la medida en que se disponga de más datos de entrenamiento, se espera que la detección sea más efectiva.

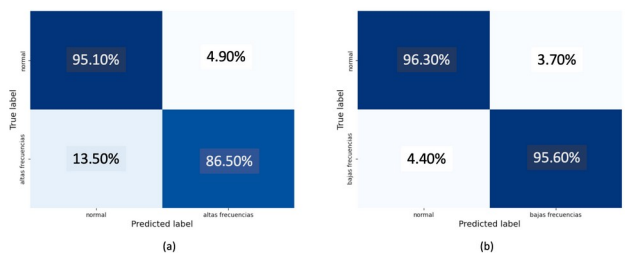


Figura 9: Matrices de confusión obtenidos a partir de los datos del espectro de la señal de aceleración con la máquina en funcionamiento para la detección de altas frecuencias (a) y de bajas frecuencias (b).

Como puede observarse en las matrices de confusión obtenidas los resultados son buenos, teniendo en cuenta que

la mecánica utilizada (motores paso-a-paso y correderas ruidosas) es en sí misma deficiente desde el punto de vista mecánico, aun así, se logra detectar los fallos inyectados. No se muestran los resultados obtenidos con la red convolucional aplicada al espectrograma. Este tipo de redes neuronales requieren un conjunto de entrenamiento mucho mayor del que tenemos disponible actualmente.

Por otro lado, la detección del cabeceo es directa y efectiva ya que el índice de cabeceo obtenido es directamente representativo de este tipo de fallo y no es necesario el entrenamiento de una red neuronal.

3. Conclusiones y trabajo futuro

Como conclusión general se puede decir que la información obtenida con un acelerómetro convencional, muestreado a una frecuencia relativamente alta de 1kHz, puede usarse de forma efectiva para monitorizar el comportamiento de un sistema mecánico con el objetivo de supervisar su correcto funcionamiento.

De la experiencia derivada del trabajo presentado en este artículo se pueden plantear las siguientes acciones futuras:

- Ya que se ha sistematizado la obtención de datos, se plantea la mejora del sistema de monitorización ampliando el número de experiencias con diferentes patrones de movimiento para elaborar un conjunto de datos de tamaño considerable.
- Cuando esté disponible un conjunto de datos de tamaño suficiente, evaluar el uso de una red neuronal convolucional que analice la imagen de espectrograma.
- En lo que se refiere a la detección del cabeceo, además de los tres índices de cabeceo obtenidos por diferencia de varianza en los tres ejes X, Y y Z, se plantea la obtención de otros índices para formar un vector de características que permita entrenar una red neuronal y así desarrollar un mecanismo de detección basado en aprendizaje.
- También se puede plantear la extensión del sistema de monitorización instalando varios acelerómetros en la máquina en lugares estratégicos, p.e. uno en la parte móvil y otro en el chasis fijo.

Finalmente, el sistema desarrollado está listo para incorporarlo en una máquina industrial real y evaluar su efectividad en condiciones reales.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado gracias al apoyo y

financiación de la Agencia Estatal de Investigación del Gobierno de España en el marco del proyecto PRESECREL PID2021-124502OB-C41.

Referencias

- Courtier, A., McDonnell, M., Praeger, M., Grant-Jacob, J., Codemard, C., Harrison, P., Mills, B., and Zervas, M., 2021. Modelling of fibre laser cutting via deep learning. *Opt. Express* 29, 36487-36502. DOI: <https://doi.org/10.1364/OE.432741>
- Courtier, A., Praeger, M., Grant-Jacob, J., Codemard, C., Harrison, P., Zervas, M., and Mills, B., 2023. Predictive visualization of fiber laser cutting topography via deep learning with image inpainting. *J. Laser Appl.* 1 August 2023; 35 (3): 032007. DOI: 10.2351/7.0000957
- Changchun Liu and Haihua Zhu and Dunbing Tang and Qingwei Nie and Tong Zhou and Liping Wang and Yejia Song. Probing an intelligent predictive maintenance approach with deep learning and augmented reality for machine tools in IoT-enabled manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 77, 102357, 2022. DOI: 10.1016/j.rcim.2022.102357
- Chunzhen Yang and Jingquan Liu and Yuyun Zeng and Guangyao Xie. Real-time condition monitoring and fault detection of components based on machine-learning reconstruction model. *Renewable Energy*, 133, 433-441, 2019. DOI: 10.1016/j.renene.2018.10.062
- Duy-Tang Hoang, Hee-Jun Kang. Rolling element bearing fault diagnosis using convolutional neural network and vibration image, Elsevier. *Cognitive Systems Research*, Volume 53, 2019, Pages 42-50, ISSN 1389-0417, DOI: [10.1016/j.cogsys.2018.03.002](https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.03.002).
- Jimenez-Garcia, Jose-Luis, David Baselga-Masia, José-Luis Poza-Luján, Eduardo Munera, Juan-Luis Posadas-Yagüe and José-Enrique Simó-Ten 2014. Smart device definition and application on embedded system: performance and optimization on a RGBD sensor." *International Symposium on Distributed Computing and Artificial Intelligence*. DOI:10.14201/ADCAIJ2014384655
- Jonny Herwan, Seisuke Kano, Oleg Ryabov, Hiroyuki Sawada, Nagayoshi Kasashima, Takashi Misaka, Retrofitting old CNC turning with an accelerometer at a remote location towards Industry 4.0, *Manufacturing Letters*, Volume 21, 2019, Pages 56-59, ISSN 2213-8463, DOI: 10.1016/j.mfglet.2019.08.001.
- Paulo Augusto Sherring da Rocha and Rogério Diogne de Silva e Souza and Maria Emilia de Lima Tostes. Prototype CNC machine design. 2010 9th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications - INDUSCON 2010, 1-5, 2010. doi: 10.1109/INDUSCON.2010.5740068.
- Zhang, Y, Zhou, T., Huang, X., Cao, L., Zhou, Q. (2021) Fault diagnosis of rotating machinery based on recurrent neural networks, *Measurement*, Volume 171,108774, ISSN 0263-2241. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108774.
- Zhixiong Li and Rui Liu and Dazhong Wu. Data-driven smart manufacturing: Tool wear monitoring with audio signals and machine learning. *Journal of Manufacturing Processes*, 48, 66-76, 2019. DOI: 10.1016/j.jmapro.2019.10.020
- Züfle, M., Moog, F., Lesch, V., Krupitzer, C., Kounev, S., 2022. A machine learning-based workflow for automatic detection of anomalies in machine tools, *ISA Transactions*, Volume 125, Pages 445-458, ISSN 0019-0578 DOI: [10.1016/j.isatra.2021.07.010](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2021.07.010).