

2018-  
2019

SIMBA

# SIMBA

Sistema inteligente de mantenimiento  
basado en el estado real del equipo.

Nº Expte: IMDEEA/2018/83

Programa: PROYECTOS DE I+D EN COOPERACIÓN CON EMPRESAS

Resumen de los resultados obtenidos en la primera  
anualidad del proyecto

Realizado por:  
AIDIMME



**GENERALITAT  
VALENCIANA**

**iVACE**  
INSTITUTO VALENCIANO DE  
COMPETITIVIDAD EMPRESARIAL



**UNIÓN EUROPEA**  
Fondo Europeo de  
Desarrollo Regional

*Una manera de hacer Europa*



## CONTENIDO

<b>1</b>	<b><i>Introducción.....</i></b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b><i>Objetivos. ....</i></b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b><i>Revisión bibliográfica .....</i></b>	<b>5</b>
<b>4</b>	<b><i>Metodología de medición de variables críticas .....</i></b>	<b>10</b>
<b>5</b>	<b><i>Desarrollo del sistema de análisis de datos .....</i></b>	<b>22</b>
<b>6</b>	<b><i>Desarrollo de la infraestructura de comunicación .....</i></b>	<b>29</b>
<b>7</b>	<b><i>Referencias bibliográficas.....</i></b>	<b>34</b>

## 1 Introducción.

Este documento recoge un resumen de los resultados obtenidos en la primera anualidad del proyecto. Se basa en los entregables que se han elaborado como consecuencia de las tareas realizadas, relativas a la metodología de medición de variables significativas para el mantenimiento predictivo de dos tipos de máquinas, y al diseño de los sistemas necesarios para realizar estas mediciones.

Igualmente hace referencia al diseño del sistema de mantenimiento CBM-Predictivo que se plantea en el proyecto, con vistas a desarrollar una plataforma cloud que pueda ser utilizada por las empresas que deseen incorporar este tipo de mantenimiento en su organización.

Por motivos de confidencialidad, se ha eliminado la información que hace referencia a características específicas de funcionamiento de las máquinas analizadas en las empresas colaboradoras.

## 2 Objetivos.

El proyecto aborda un tema cuyos primeros planteamientos se hicieron a finales de los años 80, cuando se empezó a hablar del mantenimiento predictivo. Esta disciplina ha evolucionado desde la medición puntual del estado de algunas variables cada cierto tiempo con equipos portátiles, hasta la monitorización en continuo mediante un conjunto de sensores instalados de forma permanente en el equipo a controlar, y el establecimiento de alertas para avisar de un funcionamiento fuera de rango que advierte de un posible fallo en algún componente. De hacerse correctamente, el mantenimiento basado en el estado real del equipo de producción nos ofrece lo mejor de los dos mundos: la minimización de los costes de los recambios y la minimización de los costes de las paradas de la producción.

Bien es cierto que la aplicación de esta tecnología requiere cierta inversión económica, un personal cualificado para la instalación de los sensores, unos instrumentos de análisis matemático, un estudio de las señales de los sensores y una elaboración del modelo matemático predictivo basado en el análisis de los datos con diversas técnicas estadísticas, de redes neuronales y de aprendizaje de máquina.

La exigencia de estos requerimientos han hecho que el mantenimiento basado en las condiciones reales de las máquinas esté reservado a instalaciones muy críticas, o cuya parada supone un coste elevado, y habitualmente aplicado por grandes empresas. Por lo general, este tipo de actuación ha quedado fuera del alcance de la PYME industrial de los sectores tradicionales, tanto por la dificultad técnica y de conocimiento para su aplicación, como por el coste que aparentemente puede suponer el averiguar las condiciones reales de funcionamiento de una máquina e interpretar las mediciones.

Con este proyecto se pretende generar el conocimiento suficiente para que cualquier empresa mínimamente preparada pueda aplicar criterios basados en el estado real de sus máquinas para detectar y predecir funcionamientos no deseados, y anticiparse al fallo realizando la operación de mantenimiento que corresponda. Dada la complejidad del tema, se aplicará

inicialmente a dos de los equipos productivos más utilizados en las PYMES del sector metalmeccánico de la Comunitat Valenciana: prensas de estampación en frío y tornos de decoletaje o similares.

Para ello se investigarán las variables que mejor permiten determinar la condición de cada equipo, ya que más allá de las vibraciones existe una panoplia de posibles variables relevantes en cada caso: sonidos de diversas frecuencias, temperaturas, consumo energético, estado de los fluidos, etc. Además se establecerá dónde y cómo deben medirse cada una de las variables definidas. Y una vez se consiga la información significativa en tiempo real se creará un sistema que, con mínima intervención humana, pueda analizar esta información y generar la respuesta adecuada en dos sentidos: el equipo funciona correctamente, o el equipo muestra probabilidades de fallo potencial en alguno de sus elementos, y requiere intervención.

Por tanto el objetivo final del proyecto es desarrollar un sistema inteligente de análisis del funcionamiento de dos clases determinadas de máquinas (prensas de estampación y tornos automáticos), basándose en la información en tiempo real facilitada por un conjunto de sensores que miden diversas variables de los equipos. Este sistema inteligente, ubicado en una plataforma ad-hoc, será accesible a cualquier empresa del sector que siga los protocolos de medición definidos previamente, y los resultados de las predicciones podrán ser visualizados de forma continua por cada empresa usuaria.

Como resultado del análisis realizado por el Sistema Inteligente (SIMBA), se determinará si el estado real observado es un estado normal de funcionamiento del equipo o si, por el contrario, se identifica con un estado de avería de la máquina.

Adicionalmente, el sistema inteligente observará la evolución temporal del estado real del equipo para determinar si se está produciendo un deterioro, y el margen temporal del mismo. De esta forma se predecirá el probable fallo del equipo para realizar una operación de mantenimiento antes del paro por avería del equipo.

### 3 Revisión bibliográfica

Se ha realizado un análisis en profundidad del estado del arte. Se han consultado, en una primera instancia, 32 fuentes documentales y páginas web para determinar la situación actual del mantenimiento predictivo, tanto a nivel académico como industrial. Cabe reseñar que, para mayor claridad expositiva, el análisis realizado sobre las máquinas y los métodos de medición específicos que se emplean en ellas, se recogen más adelante.

Aunque el mantenimiento de equipos basado en el tiempo de uso (mantenimiento preventivo) es la norma habitual en procesos industriales, existe un gran problema de fiabilidad en cuanto a los intervalos de tiempo en los cuales deben realizarse las operaciones de mantenimiento, base del mantenimiento preventivo. Para poner estas limitaciones de manifestó, la empresa sueca SKF realizó un experimento con 30 elementos de rodamiento idénticos, sometidos a condiciones de funcionamiento de carga máxima. Midieron el tiempo en el que comenzaba a producirse el fallo en los rodamientos y obtuvieron los resultados de la Figura 1.

Como puede apreciarse, algunos rodamientos fallaron tras quince horas de funcionamiento mientras otros alcanzaron las trescientas horas. Esta experiencia muestra la escasa fiabilidad de basar las pautas de mantenimiento en el tiempo de funcionamiento del proceso.

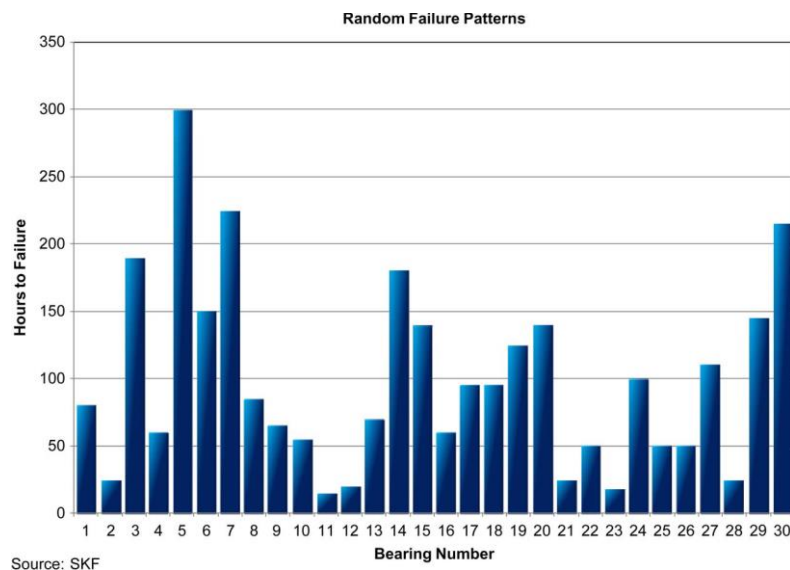


Figura 1- Tiempo hasta el fallo en 30 rodamientos idénticos. (Fuente: SKF)

A partir de esta información (Hashemian y Bean) proponen orientar el mantenimiento hacia la predicción del fallo planteando tres técnicas de mantenimiento predictivo: medición con sensores existentes en el proceso, medición con sensores ad-hoc específicos tales como vibración, sonido, etc (ambos pasivos) y la inyección de señales externas para evaluar la respuesta del sistema medido (normalmente circuitos, continuidad, existencia de grietas, etc).

El mantenimiento predictivo y el CBM son sistemas de mantenimiento proactivo que persiguen aumentar la fiabilidad y reducir el tiempo de inactividad de una máquina. La principal diferencia entre ellos es la forma en que se mide la necesidad de actuar sobre los equipos.

En ambos casos se realizan medidas relacionadas con el funcionamiento del equipo para apoyar la toma de decisiones respecto a las acciones de mantenimiento que se debe emprender, basándose en el actual estado de funcionamiento de los mismos. El CBM puede aplicarse para plantear acciones correctivas y preventivas, en cuyo caso es suficiente con el diagnóstico. También se puede aplicar como soporte a la toma de decisiones proactivas (anticipadas) siendo necesaria en este caso la prognosis (predicción del funcionamiento futuro), entrando en el ámbito del mantenimiento predictivo.

Un principio importante del CBM es la curva P-F que puede utilizarse para estimar el tiempo de vida restante (hasta el fallo).

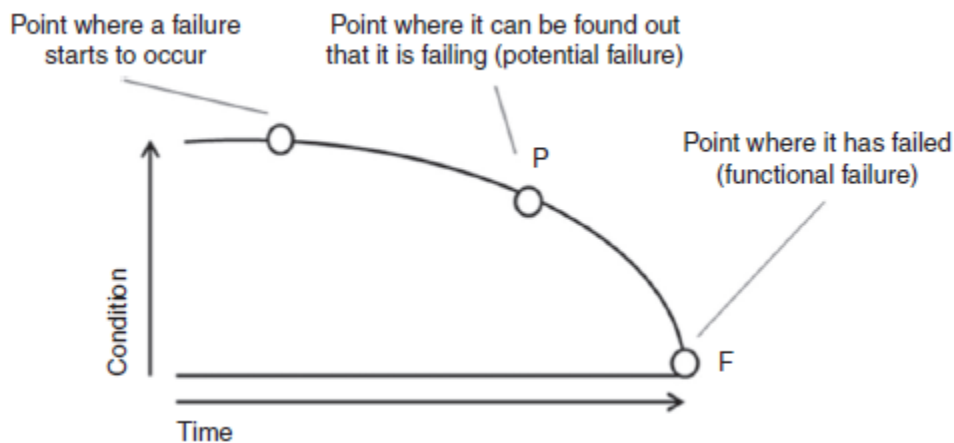


Figura 2- Curva P-F que mide el tiempo entre la detección de la anomalía y el fallo funcional de la máquina. (Fuente: Bousdekis y otros)

El tiempo que transcurre entre P y F es la ventana de oportunidad que se tiene para resolver el problema.

El modelado del CBM (diseño del sistema) se basa en:

- Calidad de la inspección: es relevante identificar falsos positivos y negativos
- Frecuencia de la inspección: el CBM tradicional fija periodos de inspección discretos; se considera que la inspección continua elimina las inspecciones periódicas y además presenta la ventaja de que sólo se hace mantenimiento cuando es necesario, pero supuestamente el coste de esta opción es elevado por lo que se reserva a equipos críticos.

- Criterios de optimización: minimización del coste (costes de sustitución correctiva, sustitución preventiva, coste de parada y coste de inspección), maximización de la disponibilidad/fiabilidad, o multiobjetivo (compromiso entre coste y disponibilidad).
- Grado de mantenimiento: perfección de las acciones
- Diseño óptimo del sistema

(Yam, Tse, Li y otros) han modelado un sistema de apoyo a las decisiones (DSS), es decir, un sistema de información apoyado en software, que contiene conocimiento específico del dominio de que se trate y modelos analíticos de decisión para apoyar la toma de decisiones mediante la presentación de la información adecuada. Se han desarrollado numerosas herramientas informáticas para los DSS: bases de conocimiento, procesos jerárquicos analíticos, redes de Petri, redes neuronales, redes difusas, lógica difusa y teoría Bayesiana.

El sistema predictivo inteligente de apoyo a las decisiones (IPDSS) integra los conceptos de:

- Supervisión del estado del proceso
- Diagnóstico inteligente de fallo basado en el estado (condición)
- Predicción de la tendencia de deterioro del equipo

En este caso las variables relevantes que indican un mal funcionamiento son la temperatura y las vibraciones, y son las que se monitorizan.

El diagnóstico de fallo del estado del equipo se dispara cuando se detecta una condición de funcionamiento que se desvía del nivel esperado. Es el proceso que detecta fallos y problemas anormales, reconoce y analiza la información sintomática, identifica y localiza el origen del problema, obtiene la tendencia de desarrollo del fallo y predice el tiempo de funcionamiento remanente del equipo. El sistema inteligente puede ser dividido en tres categorías: diagnóstico basado en reglas, diagnóstico basado en casos (histórico) y diagnóstico basado en modelos, que utiliza reglas matemáticas, redes neuronales y métodos lógicos para mejorar el diagnóstico.

La aproximación predictiva, también llamada basada en la condición, del mantenimiento industrial aparece en la segunda mitad del siglo XX, y tiene como máxima realizar el mantenimiento sin desperdiciar vida útil del componente degradado pero a la vez sin llegar al fallo. Esto resulta complicado debido a que debemos conocer el nivel de deterioro exacto para poder tomar la decisión en el momento adecuado. Para llegar a este punto ha habido diversos acercamientos, muchos de ellos se basan exclusivamente en la experiencia del operario, pero esto requiere muchos años de trabajo con la misma maquinaria.

Trabajos académicos como (G.K. Chan, 2006) proponen estrategias basadas en procesos de decisión de Markov (MDP), otros como (Minou C.A., 2016) intentan deducir el patrón de comportamiento basándose en distribuciones estadísticas y simulaciones. Sin embargo la vertiente que ha probado dar mejores resultados ha sido la que utiliza aprendizaje automático para conseguir que las máquinas aprendan a detectar cuando se va a producir una rotura basándose en diversos parámetros.

Se podría utilizar algoritmos genéticos en los cuales se simulan individuos sujetos a la evolución biológica. Se define una función que se suele conocer como función de *fitness* o función de idoneidad que es capaz de medir cómo de buenos son los individuos en cumplir la tarea que se desea. De esta forma los individuos comienzan con todas sus características inicializadas a valores aleatorios y mediante cruces entre individuos y mutaciones aleatorias se forma una nueva generación que sustituirá a sus progenitores en caso de obtener mejores valores en la función de idoneidad. En el caso del mantenimiento, la variable que conforma al individuo es la estrategia a ejecutar y para la función de *fitness* se utiliza una simulación aleatoria que reproducirá el comportamiento de la máquina y devolverá el valor de beneficio obtenido. Siguiendo el esquema de los algoritmos genéticos conseguimos que las generaciones vayan mejorando su resultado al ejecutar el mantenimiento.

La desventaja de este método es que no utiliza retroalimentación real de la máquina por lo que aunque es un modelo preciso, carece del aprendizaje y mejora que ofrecen los sistemas basados en *machine learning*.

A nivel industrial se han detectado algunas herramientas que se venden como de mantenimiento predictivo (sistemas MES que incluyen este tipo de módulos), pero no se han detectado experiencias reales que las hayan aplicado. La empresa PREDITEC (Grupo ÁLAVA) dispone de una herramienta denominada PRECONCERTO. Es un servicio para mantenimiento predictivo en la nube, y ofrecido como SaaS. La aplicación *“es una herramienta para que el analista mejore su productividad en la generación de informes predictivos y por otra parte es una plataforma de acceso a la información para los responsables de la gestión del mantenimiento de la planta industrial”*.

La propia definición de la plataforma da idea de que se trata de un servicio de gestión de informes relacionados con el mantenimiento predictivo, más que una herramienta predictiva en sí mismo.

Finalmente mencionar que existen empresas de mantenimiento predictivo que realizan mediciones periódicas de diversos parámetros (vibraciones, análisis de lubricantes, termografías, ruido, fugas de corriente e inspecciones visuales). Estas mediciones se hacen en el momento se presta el servicio, y las conclusiones se extraen en función de los cambios existentes en las variables, y en función de la experiencia de la empresa prestataria del servicio. Dado que las mediciones son discretas, no cabe aplicar análisis avanzado de datos.

Como conclusiones, cabe extraer las siguientes:

- El CBM puede utilizarse para detectar la necesidad de realizar una intervención en la máquina, bien sea correctiva porque ya se ha producido el fallo, o preventiva porque el funcionamiento de la máquina está comenzando a deteriorarse. En este caso el sistema de predicción se limita a identificar el estado de la máquina como *“anormal”*, sin entrara a valorar el momento óptimo en el que debería realizarse el mantenimiento. Es un primer paso en la mejora de los sistemas de mantenimiento y es casi con toda seguridad el primer paso que se debe dar en el proyecto.
- El mantenimiento predictivo requiere prognosis, por lo que no sólo debe detectar un funcionamiento que sea anómalo con una elevada probabilidad,



sino que de alguna forma debe determinar el mejor momento para realizar las tareas de mantenimiento que corresponda. En este caso se necesita un criterio de optimización que establezca dicho momento considerando factores económicos principalmente: se debe realizar cuando la vida útil del componente esté llegando al límite, o cuando el efecto económica de la parada sobre la producción sea mínimo, o cuando la probabilidad de que la máquina falle (si no se conoce el componente averiado) esté dentro de un límite aceptable.

- Para que cualquier sistema predictivo sea verdaderamente útil, es imprescindible contar con gran cantidad de datos tanto de funcionamiento correcto, como del momento en el que se produce un fallo. En general la probabilidad de mal funcionamiento de una máquina no es muy elevada por lo que disponer de una base de datos con muchos “fallos” requiere un largo periodo de tiempo ya que la realización de ensayos controlados con simulación de fallos queda fuera del alcance del proyecto. Es decir, que sea cual sea el método de análisis a emplear, no se producirán resultados positivos a corto plazo debiéndose esperar al menos entre 12 y 18 meses para garantizar la efectividad del sistema.
- Por tal motivo es necesario utilizar un marco conceptual similar al OSA-CBM que considere ambos conceptos. Inicialmente se debe utilizar la información recogida de forma continua en la máquina para determinar la necesidad de una actuación reactiva (correctiva o preventiva). La decisión sobre si actuar de forma preventiva o correctiva, o no actuar, debe ser tomada por el servicio de mantenimiento. En el momento se detecta una posible anomalía, el usuario del sistema debe informar sobre:
  - posibilidad de que la anomalía se convierta en un fallo, y en la medida de lo posible el origen del mismo, basándose en la experiencia del servicio de mantenimiento
  - las acciones emprendidas (o no) y los costes asociados en cada caso, de manera que el sistema pueda disponer de información económica adicional: coste de la parada, coste de la avería, coste de oportunidad, etc.
- De esta manera se dispone no sólo de una fuente de datos en continuo proporcionada por los sensores, sino también de orígenes de datos discretos que permiten ir mejorando el mantenimiento predictivo al basarlo tanto en la experiencia del personal técnico, como en las acciones correctivas y preventivas.
- En el mercado no existe un planteamiento similar, por lo que sería posible generar un servicio de mantenimiento preventivo basado en estas premisas, siempre que el proyecto confirme la viabilidad de estas hipótesis.

## 4 Metodología de medición de variables críticas

El método de análisis de máquinas e instalación de sensores que se desarrolla en el presente proyecto pretende ser general, aunque se ha instanciado a dos tipos de máquinas concretas que han servido como pilotos para la validación de resultados: un torno de decoletaje (conformación por arranque de material) y una prensa de estampación (conformación por deformación plástica), y por tanto la bibliografía revisada ha intentado focalizarse en el mantenimiento predictivo de éste tipo de máquinas, ya que existen diferencias con otros tipos de procesos.

En el caso de los tornos, donde existe un movimiento rotativo como movimiento clave para el proceso de conformado de la pieza final, los principales problemas que suelen identificarse son (Pírela Añez & Pírela González, 2012), (A-Maq S.A., 2019), (Departamento de Ingeniería Mecánica):

- Problemas en el eje rotativo:
  - Desequilibrio.
  - Desalineación.
  - Excentricidad
- Desgaste o mal ajuste de componentes:
  - Engranajes
  - Rodamientos y cojinetes
  - Bandas y correas de transmisión
- Resonancia.
- Holguras excesivas entre componentes.
- Mala sujeción a bancada u otros elementos de soporte.
- Problemas de lubricación.
- Problemas eléctricos.

Los sistemas que habitualmente (Ruano Pérez, 2011) se analizan dentro de los planes de mantenimiento de máquina herramienta son: el husillo principal (cojinetes de apoyo, variadores de velocidad mecánicos, sistemas de transmisión de potencia, y otros componentes eléctricos), la torreta, el almacén de herramientas, los sistemas eléctricos y de lubricación, así como la propia herramienta de corte.

En el caso de procesos de conformación de forja por estampación el tipo de maquinaria difiere bastante según el tipo de pieza a fabricar (geometría, dimensiones, puntos de amarre, material, etc.). De forma general, deben de existir 2 matrices (una fija y otra móvil) sobre las que se presiona el material en bruto de la pieza, pero en función del tipo de pieza a fabricar

(volumen, forma geométrica, material, etc.), el material de partida (alambre, chapa, etc.) la maquinaria se compone de más o menos estaciones y el tipo de sistemas y mecanismos difiere.

No se ha identificado bibliografía que de forma específica caracterice los problemas de funcionamiento de máquinas para los diferentes productos que se conforman por forjado con estampación. Sin embargo, dado que existen movimientos rotativos de ejes, que mediante correas de transmisión y mecanismo biela-manivela los convierten en movimientos de traslación se espera que los problemas a encontrar sean de índole similar a los de máquinas herramienta: problemas en ejes rotativos, desgaste o mal ajuste de componentes, resonancia. Holguras, mala fijación a la bancada de soporte, así como problemas de lubricación o eléctricos.

En el caso de las máquinas concretas que van a tomarse como referencia, pertenecientes a las empresas FACTOR y KAMAX, la situación es la siguiente:

#### a. Torno de decoletaje de FACTOR

La empresa dispone de un software tipo MES (Manufacturing Execution System) en el que cuando existe alguna parada de la máquina, los operarios pueden indicar el motivo de la misma.

La información que queda registrada en el software MES no es exhaustiva, ni permite sacar conclusiones. Sin embargo, tras diferentes entrevistas con los responsables de mantenimiento y operaciones en la empresa se identifica que la mayoría de problemas están relacionados con la actividad del cabezal, contra-cabezal y las dos torretas, especialmente en los husillos y los rodamientos asociados a los mismos.

Se propone la siguiente utilización de los mismos en los diferentes sistemas y componentes de la misma.

- Temperatura: colocar sondas en motores y bombas de alta presión de refrigerante.
- Aceleración: colocar acelerómetros triaxiales en cabezales y torretas
- Sonido: colocar micrófonos en zonas cercanas a los cabezales
- Potencia (corriente): colocar transformadores para medir consumos de corriente de la máquina y de diferentes motores individuales.

#### b. Prensa de fabricación de tornillos de KAMAX

La empresa lleva a cabo un registro continuado de paradas y actividades de mantenimiento en las 5 prensas de estampación que dispone del mismo modelo.

Realizar un análisis detallado de la zona de la máquina o componentes relacionados con la parada no es posible, ya que no se reportan inmediatamente en el sistema, y por tanto se desconoce su clasificación.

Sin embargo, tras las reuniones con los responsables de mantenimiento de Kamax se detecta que dada la complejidad y dimensiones de la máquina, el análisis debería de centrarse en la predicción de aquellas averías que pueden suponer mayor coste para la empresa en caso de no detectarse con antelación suficiente. Estas averías son

- la falta de lubricación (que provoca el gripado de ejes) y se debe usualmente a pérdidas de aceite en algún conducto, obstrucción u otras de difícil detección, porque la bomba mantiene la presión pero el aceite no sale por donde debe
- el fallo del eje de la roscadora, que mueve la biela situada en la parte posterior
- el eje que mueve los golpeadores

Estas averías pueden provocar paradas imprevistas de hasta dos semanas.

Se propone la siguiente utilización de los mismos en los diferentes sistemas y componentes de la misma.

- Temperatura: colocar sondas en diferentes puntos de la roscadora y la estampadora
- Aceleración: colocar acelerómetros triaxiales en piezas de la roscadora y la estampadora
- Sonido: colocar micrófonos en la roscadora y la estampadora
- Potencia (corriente): colocar transformadores de corriente para medir el consumo de la máquina y la punteadora.

A continuación se muestra una tabla con una estimación inicial de la ubicación y sistema de fijación de todos los sensores a ubicar en el torno.

SIMBA

Resumen de resultados primera anualidad

Objetivo de la medición	Zona	Sensor	Sistema de fijación
Temperatura	Bomba de alta presión para refrigerante	T1	Adhesivo
Temperatura	Motor 1	T2	Adhesivo
Temperatura	Motor 2	T3	Adhesivo
Temperatura	Motor 3	T4	Adhesivo
Temperatura	Motor 4	T5	Adhesivo
Temperatura	Motor 5	T6	Adhesivo
Temperatura	Motor 6	T7	Adhesivo
Temperatura	Motor 7	T8	Adhesivo
Temperatura	Motor 8	T9	Adhesivo
Temperatura	Motor 0	T10	Adhesivo
Vibraciones	Contracabezal	A1	Taladro roscado diam. 6 x 8 mm/ O tuerca con adhesivo
Vibraciones	Torreta inferior	A2	Taladro roscado diam. 6 x 8 mm/ O tuerca con adhesivo
Corriente	Motor 1	C1	Abrochado tipo brida
Corriente	Motor 2	C2	Abrochado tipo brida
Corriente	Motor 3	C3	Abrochado tipo brida
Corriente	Motor 4	C4	Abrochado tipo brida
Corriente	Motor 5	C5	Abrochado tipo brida
Nivel de ruido	Zona cercana al contracabezal y torreta inferior	S1	Soporte atornillado
Nivel de ruido	Zona cercana al cabezal principal y la torreta superior	S2	Soporte atornillado

En las imágenes siguientes se muestra la ubicación seleccionada para instalar un sensor de temperatura y un acelerómetro. Se han identificado de esta forma todos los puntos de medición de todas las señales a tomar.

**T1. Temperatura en bomba de alta presión de refrigerante.**

En el lateral derecho de la máquina se encuentran dos bombas de alta presión para impulsar el líquido refrigerante. La sonda de temperatura se colocará sobre una de las dos bombas.

**T1. Temperatura en bomba de refrigerante.**



**A1. Acelerómetro en la zona del contracabezal**

Para instalar el acelerómetro debe de abrirse la tapa donde se aloja el sistema mecánico que genera el movimiento del cabezal.

Una vez abierta debe de buscarse una zona donde fijar el acelerómetro.



Hay que tener en consideración que el elemento al que se fijará el acelerómetro tiene desplazamiento longitudinal sobre el eje X, por lo que el cable debe guiarse a través de posiciones más extendidas o replegadas.

En el caso de la prensa, los sensores se instalarán como se indica en la tabla siguiente.

SIMBA

Resumen de resultados primera anualidad

Objetivo de la medición	Zona	Sensor	Sistema de fijación
Temperatura	Casquillo de la biela de la estampadora	T1	Adhesivo
Temperatura	Casquillo de la biela de la estampadora	T2	Adhesivo
Temperatura	Carro de la estampadora (delante)	T3	Adhesivo
Temperatura	Carro de la estampadora (delante)	T4	Adhesivo
Temperatura	Carro de la estampadora (delante)	T5	Adhesivo
Temperatura	Carro de la estampadora (delante)	T6	Adhesivo
Temperatura	Roscadora	T7	Adhesivo
Temperatura	Roscadora	T8	Adhesivo
Temperatura	Carro de la estampadora (detrás)	T9	Adhesivo
Temperatura	Carro de la estampadora (detrás)	T10	Adhesivo
Vibraciones	Caja engranajes roscadora	A1	Taladro roscado diam. 6 x 8 mm/ O tuerca con adhesivo
Vibraciones	Fundición cercana a rodamiento eje estampadora	A2	Taladro roscado diam. 6 x 8 mm/ O tuerca con adhesivo
Corriente	Total máquina	C1	Abrochado tipo brida
Corriente	Motor punteadora	C2	Abrochado tipo brida
Nivel de ruido	Zona roscadora	S1	Soporte atornillado
Nivel de ruido	Zona estampadora	S2	Soporte atornillado

Y en el caso de la prensa se muestran un par de imágenes con la ubicación de cada sensor.

**T3, T4, T5, T6. Carro de la estampadora.**

Se colocarán sensores de temperatura en diferentes posiciones (simétricas) de la parte delantera del carro de la estampadora.



**A1. Acelerómetro en la zona de la roscadora**

Para detectar problemas de holgura de la biela de la roscadora. Se propone instalar el acelerómetro en la caja de engranajes situada en la izquierda.



La actividad más costosa en la primera anualidad fue el diseño y la fabricación de las placas PCB de acondicionamiento y amplificación de las señales procedentes de los acelerómetros, micrófono, sensores de temperatura y transformadores de corriente.



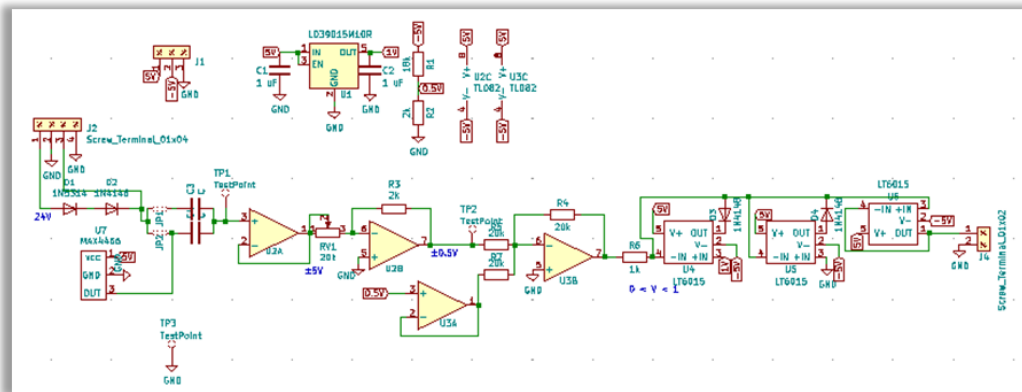


*Acelerómetro triaxial*

Se utilizan acelerómetros triaxiales cuya señal debe ser amplificada y analizada en tiempo real, ya que pueden generar hasta 60.000 datos por segundo. No es viable siquiera capturar tal cantidad de datos, máxime cuando los realmente importantes son una mínima fracción de ellos.

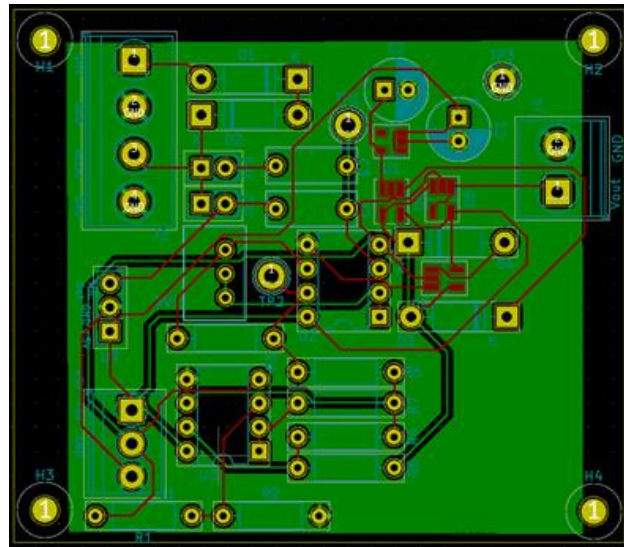
Para realizar este análisis se debe utilizar un microprocesador de muy alta velocidad de cálculo, capaz de aplicar transformadas rápidas de Fourier (FFT) a las señales recibidas y reducir los datos a los diez armónicos principales de frecuencia por cada eje. Dado que cada armónico se define por su frecuencia y su amplitud, se dispondrá de 20 datos por eje, o 60 datos por acelerómetro. Este análisis se realiza en una tarjeta CORA Z7-10 de la firma Digilent.

Previamente a analizar la señal, ésta debe ser amplificada hasta un nivel adecuado, por lo que se debe diseñar y construir una etapa amplificadora. Para ello se diseñó una tarjeta de acondicionamiento de señales para la lectura de un acelerómetro piezo eléctrico. Esta tarjeta de acondicionamiento de señales se alimenta a 24 voltios de corriente continua, a 5 voltios de corriente continua y a -5 voltios de corriente continua, todas estas tensiones son generadas por una tarjeta de alimentación eléctrica. La señal analógica de salida de esta tarjeta tiene un valor comprendido entre un mínimo de 0 V y un máximo de 1 V, cuyo esquemático se muestra en la figura siguiente.



*Esquemático de la tarjeta de acondicionamiento y amplificación de señal de los acelerómetros*

A partir del esquemático se diseñó la tarjeta de circuito impreso correspondiente, mostrada en la siguiente imagen.

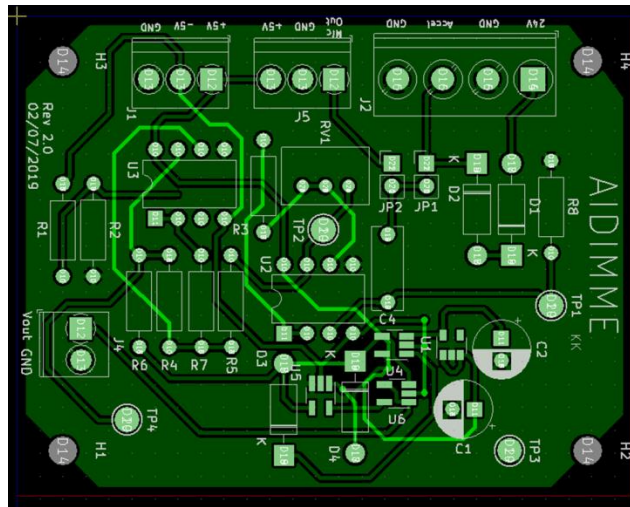


*Circuito impreso de la tarjeta para acelerómetros*



*Tarjeta para acelerómetros ya construida*

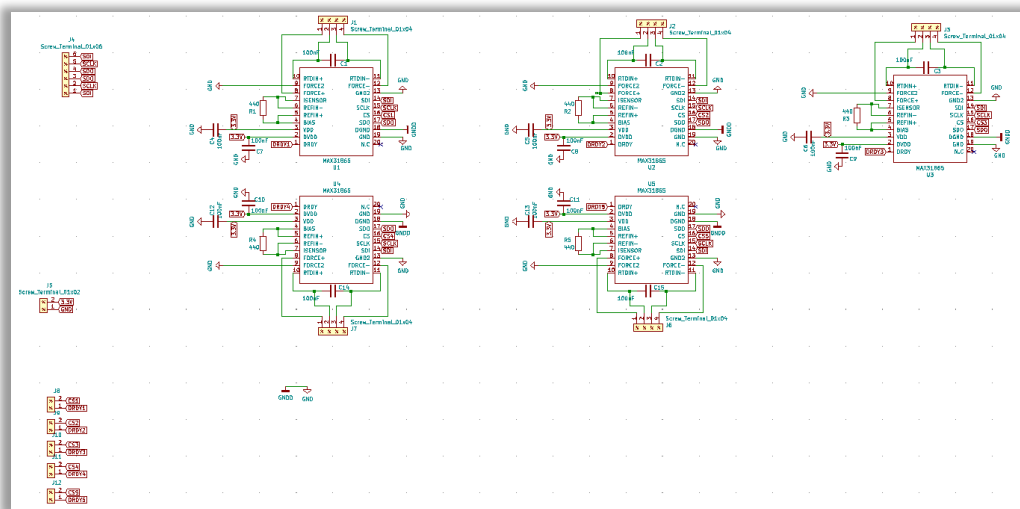
De forma similar se procedió con las señales que deben ser tomadas por el micrófono ambiental para la medición del sonido emitido por la máquina. En este caso también se está midiendo un conjunto de ondas sonoras de distintas frecuencias y con distintas intensidades, que deben ser reducidas a sus diez armónicos principales (20 datos por micrófono) por lo que la señal, tras acondicionarla y amplificarla, debe ser procesada mediante un microprocesador de tipo FPGA como el integrado en el CORA Z7. Seguidamente se muestra el diseño de la tarjeta para el tratamiento de la señal del micrófono.



*Circuito impreso de la tarjeta para micrófonos*

Los elementos de medición de temperatura son sondas de tipo PT100. Se diseñó una tarjeta de acondicionamiento de señales para la lectura de cinco sondas de tipo PT100. Esta tarjeta contiene un circuito integrado que mide la resistencia eléctrica de la sonda de platino y la convierte en un valor de temperatura en grados centígrados. Los cinco circuitos integrados se conectaron al puerto serie de comunicaciones del microprocesador para que éste pueda interrogarlos individualmente para averiguar el valor de la temperatura de cada una de las cinco sondas de tipo PT100. Esta tarjeta se alimenta con 3,3 voltios de corriente continua generados por una tarjeta de alimentación eléctrica.

A continuación aparece el diagrama esquemático del circuito para la lectura de cinco sondas PT100.



*Circuito para cinco sondas Pt 100*

La alimentación de las tarjetas se realiza mediante otra tarjeta que tiene como entrada una tensión de 24V de corriente continua y genera las tensiones de salida de 24V, +5V, -5V y 3,3 V para las demás tarjetas de circuito impreso. En la figura siguiente puede verse el esquemático.

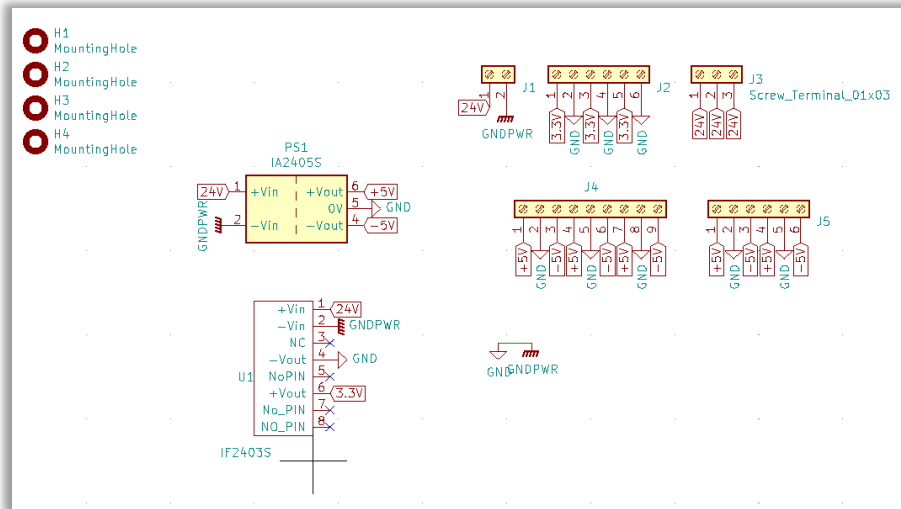
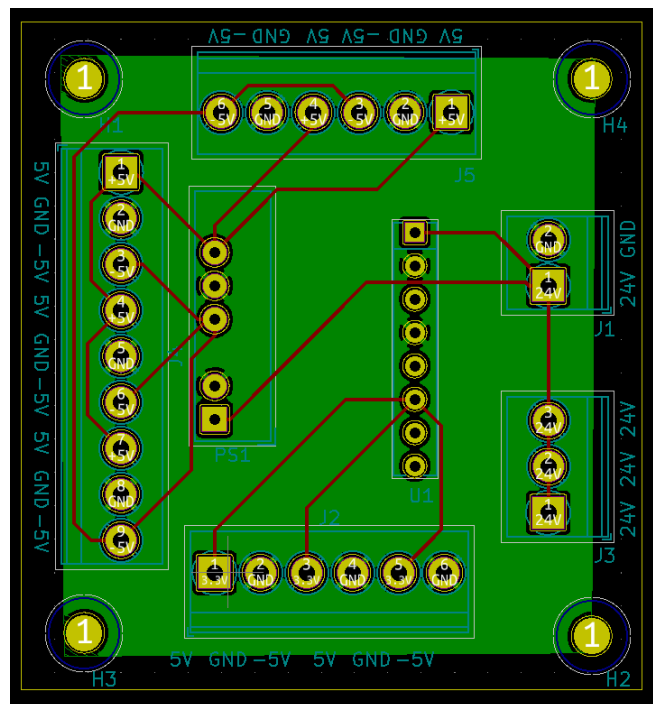


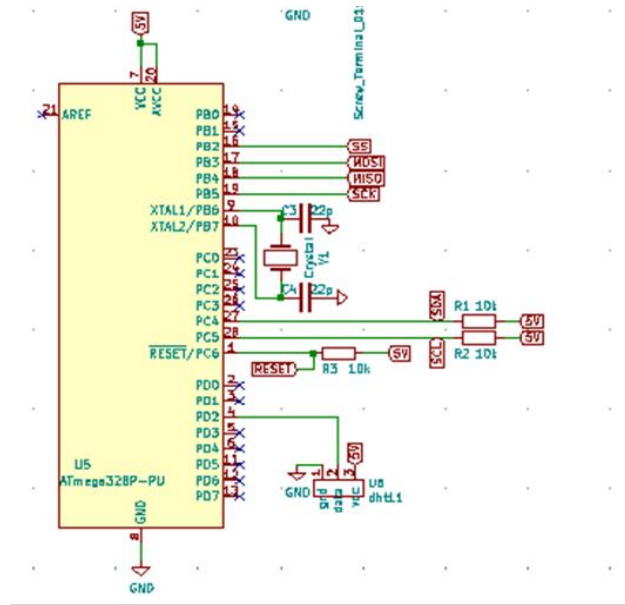
Diagrama esquemático tarjeta de alimentación eléctrica



Diseño PCB de la tarjeta de alimentación eléctrica

Para interpretar las señales de los transformadores de intensidad, cuya salida es de 4 – 20 mA, se empleó un circuito diseñado por AIDIMME que posee un microprocesador ATmega328P con

un software hecho a medida, conectado a una tarjeta shield de red Ethernet, y a otra tarjeta shield de bornes de conexión por tornillo y superficie para prototipos de electrónica.



*Diagrama esquemático micro ATmega328P*

Como se ha indicado, para el procesamiento de las señales se empleó una tarjeta CORA Z7-10 de la marca Digilent (que incorpora una tarjeta de red Ethernet). La tarjeta realiza cíclicamente la adquisición de datos de los acelerómetros y del micrófono y realiza la transformada rápida de Fourier (FFT) de los datos para obtener los coeficientes del espectro de frecuencias. El software desarrollado por AIDIMME analiza los coeficientes del espectro de frecuencias y extrae, en orden descendente, los diez picos más altos y sus posiciones en el espectro de frecuencias para cada acelerómetro. Este conjunto de datos se enviará a una base de datos a través del canal de comunicaciones por Ethernet a un ordenador PC que tiene un servidor de base de datos.

Debido a la complejidad que presenta tanto el diseño de las placas, su fabricación y especialmente el procesamiento de las señales mediante la tarjeta CORA Z7, no se han podido instalar todos estos elementos en las máquinas, y no se dispone de una extracción completa de datos que permitirían validar la metodología de medición planteada tal y como estaba previsto. Esta tarea se está realizando tras la finalización de la primera anualidad.

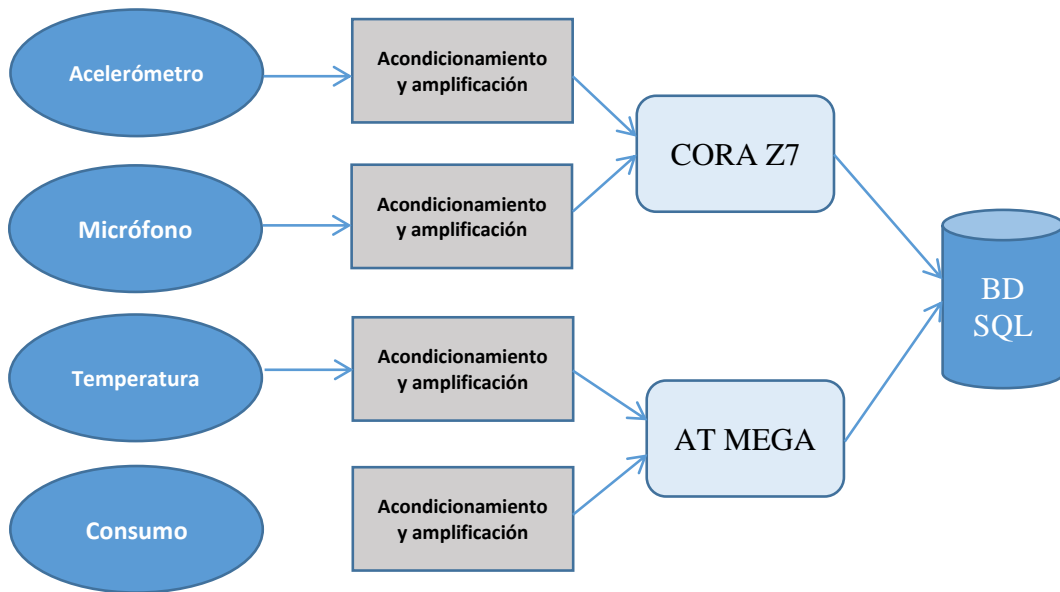
## 5 Desarrollo del sistema de análisis de datos

Los objetivos de este paquete de trabajo son definir la sistemática de filtrado, depuración y enriquecimiento de datos, y en una segunda anualidad desarrollar el modelo de análisis y validarlo.

Dado que no se dispone de una muestra completa de datos (concretamente faltan datos de vibración y sonido, los más complejos), se ha procedido a plantear una estrategia de depuración y análisis de datos a partir de los disponibles. Seguidamente se definen los pasos para el tratamiento de los datos previo a su análisis.

### Sincronización

Cada sensor vuelca información en una tarjeta diferente, aunque la alimentación a la base de datos llega de dos sistemas: por un lado el micro ATmega328P, y por otro la tarjeta CORA Z7. Tal y como se muestra en el esquema siguiente



Debido a que los datos se vuelcan de dos sistemas diferentes y cada sistema toma datos con una frecuencia distinta existe cierta desincronización en la toma de datos que es necesario corregir. Para ello, se debe realizar una interpolación lineal de los datos para ajustarlos temporalmente, quedando únicamente los que interesan.

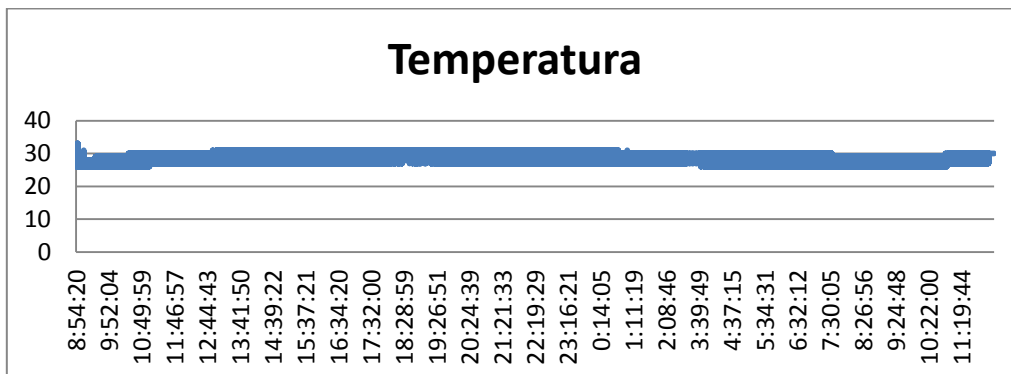
### Suavizado de datos

Algunos datos, al venir reportados en forma de entero presentarán una oscilación muy grande que no se corresponde con la realidad. Este es el caso de la temperatura, que presenta saltos de un grado con una frecuencia muy alta impidiendo visualizarlos y siendo de utilidad nula para el análisis posterior.

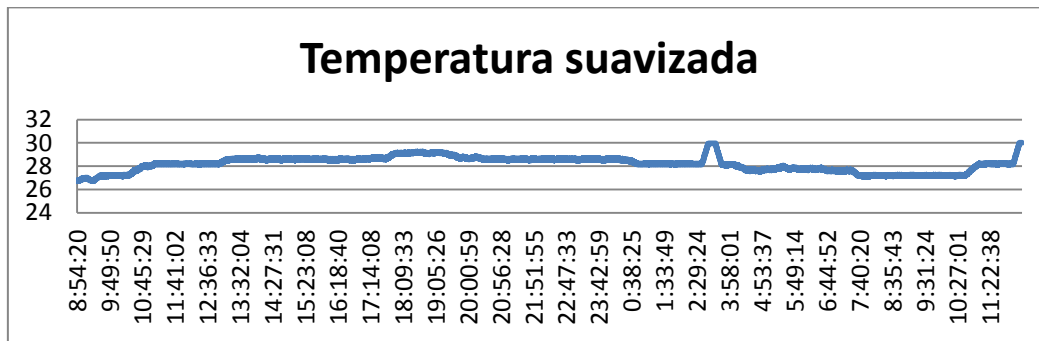
Para verificar este extremo, se ha procedido a tomar datos de temperatura en uno de los motores durante un día completo.



*Toma de datos de temperatura de un motor mediante la Pt 100*



Para solucionar esta falta de definición de los datos, se realiza un suavizado de datos sustituyendo cada elemento por la media de sus 300 vecinos, de esta forma se obtiene la siguiente visualización, que reporta mucha más información.



### Normalización

Dada la distinta naturaleza de los datos, un paso previo de normalización es indispensable para hacer que los valores tengan el mismo peso inicial en el entrenamiento de nuestras redes neuronales. Además de esto, la normalización en muchos casos mejora los resultados de predicción y el comportamiento de los algoritmos como se explica entre otros tópicos en (Glorot, 2010).

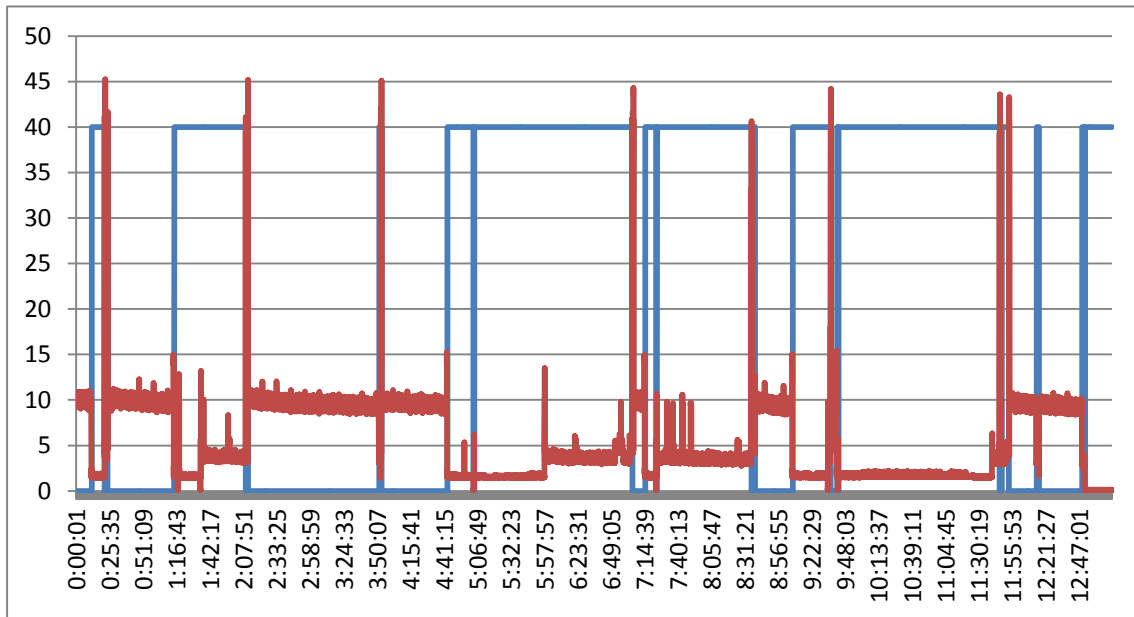
### Reducción de datos

Debido al volumen de los datos, se deben realizar dos iteraciones, la primera utilizando los datos de forma completa y la segunda utilizando métodos de reducción de dimensionalidad, específicamente, el análisis de componentes principales (PCA), consiguiendo un entrenamiento más rápido con unos resultados similares.

### Relaciones entre datos

Se realizó otra prueba midiendo el consumo de uno de los motores en una fase, para evaluar el tipo de dato que se obtenía; por otro lado se medía el estado de la máquina (parada o en marcha).. Resulta reseñable la relación encontrada entre ambos tipos de datos. En la siguiente gráfica se aprecia que la intensidad se estabiliza alrededor de cierto valor, en este caso cerca del 10, por otra parte, cuando se produce una parada, se registran caídas a valores próximos a 0. Se destaca también que al poner la máquina a funcionar, se producen subidas de intensidad importantes hasta que se estabiliza.





En la gráfica se muestra en rojo la señal de intensidad leída por los sensores y en azul cuando se producen paradas (no hay piezas en proceso).

Esta es una relación importante pues permitiría, en caso de que fuera necesario, obtener cuando está funcionando la máquina sin necesidad de introducir más sensores que los medidores de intensidad eléctrica. Para esto, se necesita una función  $h(I)$  que permita deducir el estado en función de la intensidad medida. En principio, una función de salto es suficiente, por tanto,  $h$  será de la forma:

$$h(I) = \begin{cases} 1 & \text{si } I \geq \alpha \\ 0 & \text{si } I < \alpha \end{cases}$$

Entendiendo que 1 representa el estado de funcionamiento y 0 el de paro.

Con estas premisas se debe encontrar el valor  $\alpha$  que maximice la probabilidad de que la predicción sea correcta, esto se traduce en que se debe hallar el número que maximice

$$p_1 = P(s = 1 | I \geq \alpha)$$

$$p_2 = P(s = 0 | I < \alpha)$$

Entendiendo que  $s$  representa el estado de la máquina. Maximizarlas a las dos es lo mismo que maximizar su suma.

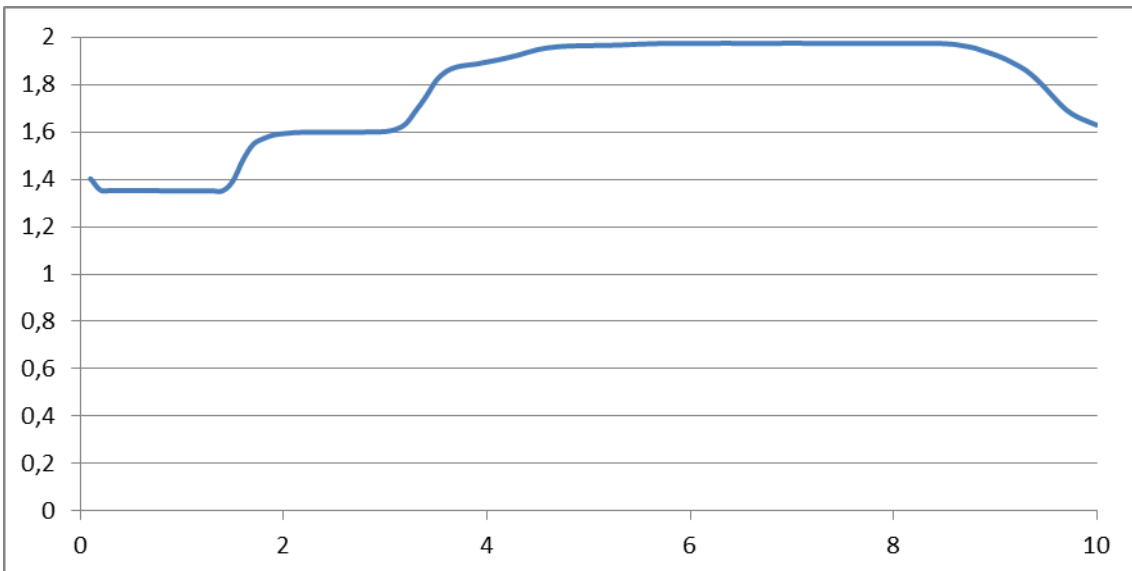
Con este objetivo se utiliza Python para encontrar el valor necesario para maximizar  $p_1 + p_2$ , para lo cual se utiliza la expresión:

$$p_1 = \frac{\#\{x \in M \mid I \geq \alpha \ \& \ s = 1\}}{\#\{x \in M \mid I \geq \alpha\}} \quad p_2 = \frac{\#\{x \in M \mid I < \alpha \ \& \ s = 0\}}{\#\{x \in M \mid I < \alpha\}}$$

Con esto, se puede ejecutar un código que compruebe a intervalos de 0,1 cuál es el mejor valor  $\alpha$  a elegir. Se hace mediante el código que se muestra a continuación.

```
alpha = 0.1
while alpha < 10:
    contMayCorrecto = 0
    contMenCorrecto = 0
    contAlphaMenor = 0
    contAlphaMayor = 0
    registro.seek(0)
    for row in fregistro:
        if float(row[1]) >= alpha:
            contAlphaMayor += 1
    ...
```

Los resultados son bastante aclaradores como se aprecia en la siguiente gráfica:



Los resultados se encuentran muy igualados entre el 6 y el 8, superando en todos los casos el 1,97 y cualquiera de estos valores valdría, sin embargo, el máximo se encuentra en 6,4 ofreciendo una precisión de 1,97369664 por lo que podemos afirmar que la mejor elección resulta  $\alpha = 6,4$ .

Para obtener la precisión del análisis basta con comprobar que porcentaje de los resultados que se disponía son clasificados de forma correcta, teniendo una precisión del 98,5%.

Por otro lado, y como parte del diseño del sistema de análisis, se procedió a evaluar la información que una de las empresas podía aportar a través del sistema MES que tiene instalado. Por ello se solicitaron los datos de los últimos meses que estaban en su propia base de datos. El objetivo es intentar relacionar los datos que ya existen con posibles problemas relacionados con las paradas de máquina o con problemas de mantenimiento.

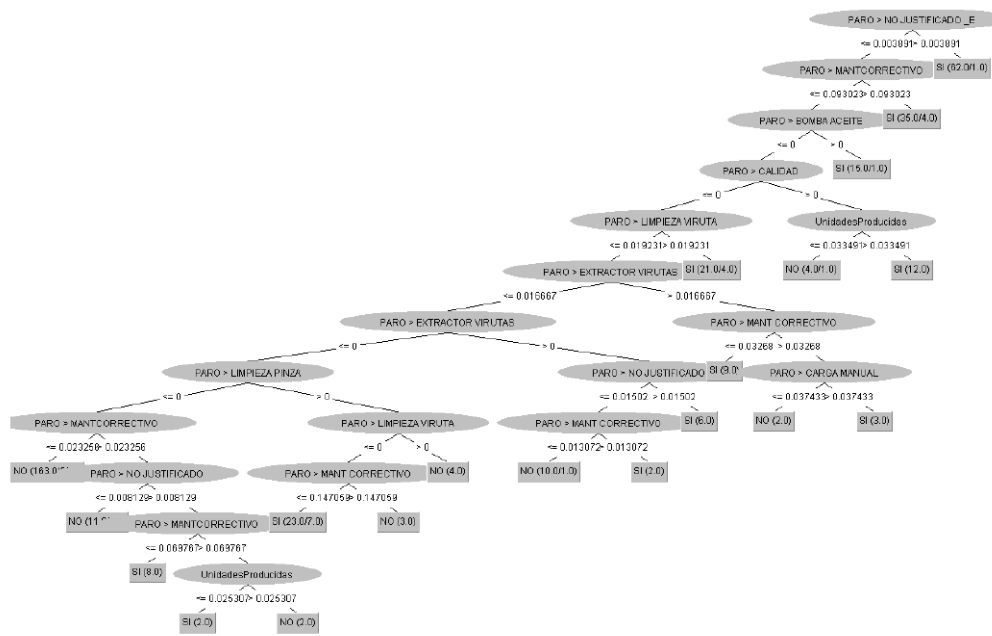
Se realizó un análisis de la información disponible obteniendo diferentes gráficas.

La información que aportaba la empresa, aunque abundante, no era demasiado útil para intentar establecer ningún tipo de estrategia de análisis debido a que el sistema MES hacía unos meses que estaba funcionando y el personal no estaba recogiendo los motivos por los cuales se producían los eventos importantes (paradas y fallos de calidad).

No obstante, y dado que las pruebas piloto del sistema no se realizarán hasta finales de 2019 y el personal ya estará familiarizado con el sistema MES, se considera interesante disponer adicionalmente de esta información.

En cualquier caso, se intentó desarrollar un algoritmo predictivo para tratar de “adivinar” la aparición de paradas de máquina en función de las piezas que se fabricaban. En la figura siguiente puede apreciarse una representación gráfica de dicho algoritmo de clasificación.

Aunque da buenos resultados en un 70% de ocasiones, este nivel de precisión es muy bajo.



Representación gráfica del algoritmo de clasificación

Finalmente, cabe indicar que dentro de este paquete de trabajo se solicitó la asistencia técnica de la empresa GLOBALTECH para definir el software que se podría utilizar en el análisis de los datos, así como recomendaciones sobre la base de datos a utilizar. A partir de las referencias que se facilitaron en cuanto al volumen de datos a tratar, finalidad de los mismos, desarrollo futuro del proyecto, etc, se presentaron varias opciones para el almacenamiento de los datos. Se recomienda la utilización de una base de datos NoSQL (se recomienda MongoDB) sobre todo por la facilidad de escalarla a medida que se añadan recursos al sistema, bien por la parte de medición (sensores) o bien por la parte de infraestructura (máquinas). No obstante se recomendaba que una vez refinados los datos se realice un respaldo periódico en bases relacionales SQL, ya que de esta forma es más sencillo mover los datos.

Igualmente se recomienda trabajar sobre máquinas virtuales en lugar de sobre máquinas físicas, utilizándose un servidor físico de al menos 32 Gb de RAM sobre el que ejecutar una plataforma de virtualización.

Para el análisis de datos utilizando técnicas de aprendizaje automático, en principio se plantearon tres posibilidades diferentes:

- Modelo oculto de Markov
- Red neuronal predictiva
- Aprendizaje por refuerzo Q-table

En una primera ronda se descartó el aprendizaje por refuerzo mediante Q-table, dado que aunque la técnica es adecuada cuando los datos tienen una alta tasa de cambio y se desconoce su evolución, como es el caso de la aplicación planteada, estos algoritmos tratan de converger en entornos con factores de ramificación elevados, por lo que se debería desarrollar algún sistema de compresión de las entradas a la Q-table utilizando un codificador automático profundo, nada sencillo de implementar.

De las otras dos tecnologías, el modelo oculto de Markov es conveniente si se puede realizar una toma de datos previa que inicialice el modelo de forma correcta. En tal caso se podría implementar un modelo de forma sencilla y con baja exigencia computacional.

La red neuronal posiblemente garantiza un sistema predictivo más acertado siempre que se disponga de capacidad de cálculo elevada y se ajuste la red al modelo de datos, lo cual requiere experiencia y conocimientos avanzados en este tipo de herramientas.

Tras evaluar pros y contras de estos dos últimos modelos, la propuesta es utilizar un modelo oculto de Markov para definir un modelo predictivo, pudiéndose utilizar el algoritmo DREAM incluido en la toolbox de MATLAB.

## 6 Desarrollo de la infraestructura de comunicación

El objetivo de este paquete de trabajo es disponer de una infraestructura de transmisión, almacenamiento y gestión de datos que posibilite el uso del sistema desarrollado a usuarios externos, de forma que se pueda aprovechar para detectar mal funcionamiento en las propias máquinas.

Durante esta primera anualidad el trabajo se ha centrado en la selección y diseño del sistema a desarrollar.

Se han explorado diversas opciones, y como conclusión se muestra una tabla comparativa para estudiar cuál es la mejor opción de forma objetiva. Para ello, se asigna una nota entre 0 y 10 a los distintos apartados valorados dependiendo de lo beneficioso que sea para el proyecto, siendo 0 nada beneficioso y 10 de gran utilidad.

	Solución local		Solución en la nube			Middleware
	Ordenador sobremesa	Ordenador servidor	Softing	Historian	Unified Automation	Nexus Integra
Precio	3	0	6	6	8	9
Asistencia técnica	1	1	5	5	5	10
Servicios de machine learning	5	5	10	10	10	5
Integración y compartición de datos	5	5	3	3	3	10
Versatilidad	0	0	0	0	0	10
Seguridad	0	0	10	10	10	10
Mantenimiento	0	0	10	10	10	5
Escalabilidad	0	0	10	10	10	7
Resultado	1,75	1,375	6,75	6,75	7	8,25

- Precio

Las soluciones locales requieren un gran desembolso inicial, especialmente la del servidor rack, por ello reciben puntuaciones más bajas.

Por su parte, las soluciones cloud no conllevan desembolso inicial y su precio no es muy elevado, sin embargo, a la larga, requieren de una inversión cuantiosa.

Por último, la plataforma Nexus, ofrece un precio asequible para el proyecto y no requiere de un desembolso inicial grande.

- Asistencia técnica

En el caso de necesitar asistencia sobre alguna de las tecnologías una solución local requeriría de un sobre cargo, por su parte, las soluciones cloud disponen de servicios de atención al cliente, pero para aspectos técnicos recaerían igualmente en sobrecostos. La solución intermedia destaca en este aspecto pues al tener contacto directo sería más sencillo solucionar problemas técnicos.

- Servicios de machine learning

En este aspecto, las plataformas cloud ofrecen muy buenos servicios de machine learning, en los otros casos deberemos utilizar Python con librerías como Keras.

- Integración y compartición de datos

En este punto medimos lo fácil que resulta obtener datos de varias fuentes para ser tratados de forma unificada, y a su vez el proceso contrario, aplicar resultados a muchas fuentes, por ejemplo si tenemos varias máquinas iguales que es el caso de una gran parte de empresas.

- Versatilidad

En este caso valoramos la capacidad de los sistemas para adaptarse a las exigencias particulares de cada empresa, en este caso, Nexus al ser la única que permite instalarse on premises o en local a gusto del cliente es la única que puntúa.

- Seguridad

Las soluciones locales suelen requerir de una externalización de los servicios de ciberseguridad, este aspecto está solucionado en las demás soluciones.

- Mantenimiento

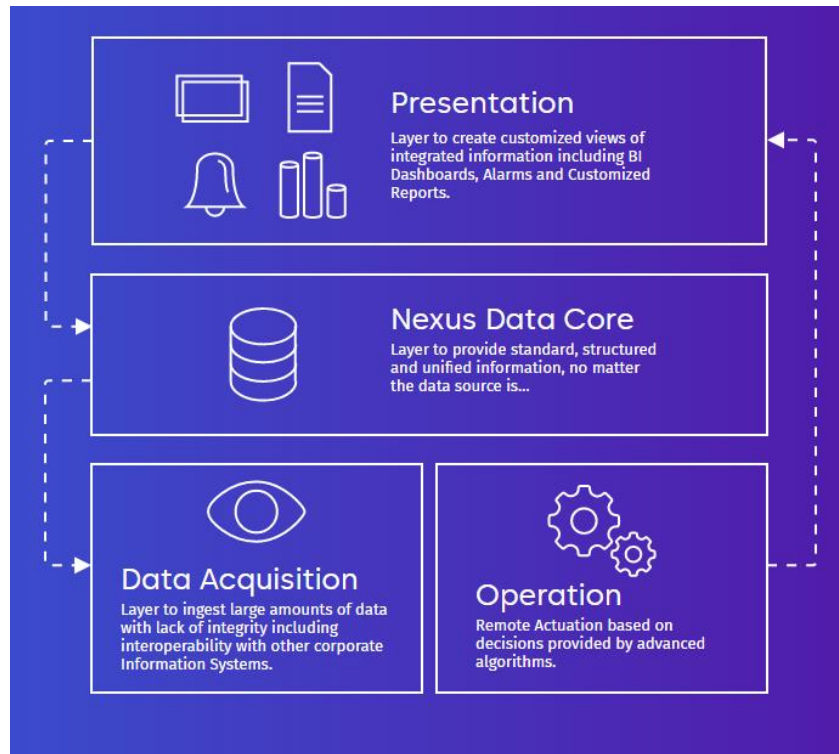
Entendemos como mantenimiento el gasto en tiempo y dinero necesario para el correcto funcionamiento de los sistemas, en las soluciones cloud el gasto es casi inexistente, mientras que en el caso local el gasto correría completamente de la mano de las entidades responsables, el middleware resulta en un término medio.

- Escalabilidad

La capacidad de escalar nuestra potencia, almacenamiento o gestión de datos en función de la demanda resulta crucial para el proyecto, esto no es ofrecido por las soluciones locales pero sí por las demás. La plataforma Nexus puntúa un poco menos al no realizarse de forma tan sencilla como en las demás soluciones

NEXUS es una plataforma estructurada en distintos módulos, que generan un software intermedio que actúa de puente entre la adquisición de datos y la analítica, facilitando los procesos más comunes como puede ser la presentación de resultados en paneles de información personalizados o la generación de datasets a partir de los datos adquiridos. A su vez, Nexus tiene una gran cantidad de mecanismos para conectarse a entradas de internet de las cosas industrial (IIoT) entre las que destaca OPC UA, un protocolo que se está estableciendo como estándar a día de hoy en soluciones de este tipo.

En particular, tal como se describe en su página web, Nexus integra se puede dividir en los cuatro módulos que se muestran a continuación.



*Módulos de Nexus Integra  
 Fuente: Nexus Integra*

El módulo de presentación nos ayudará a montar de manera rápida a mostrar vistas que puedan reportar una gran utilidad de los datos que se han adquirido, así como generar alarmas o eventos cuando nuestro sistema de mantenimiento predictivo detecte que es necesaria algún tipo de acción humana.

En lo que le corresponde, el núcleo de datos se ocupará de almacenar los datos que recojamos de los distintos sensores que, a su vez, se reportarán los datos a la plataforma utilizando las facilidades que ofrece el módulo de adquisición de datos.

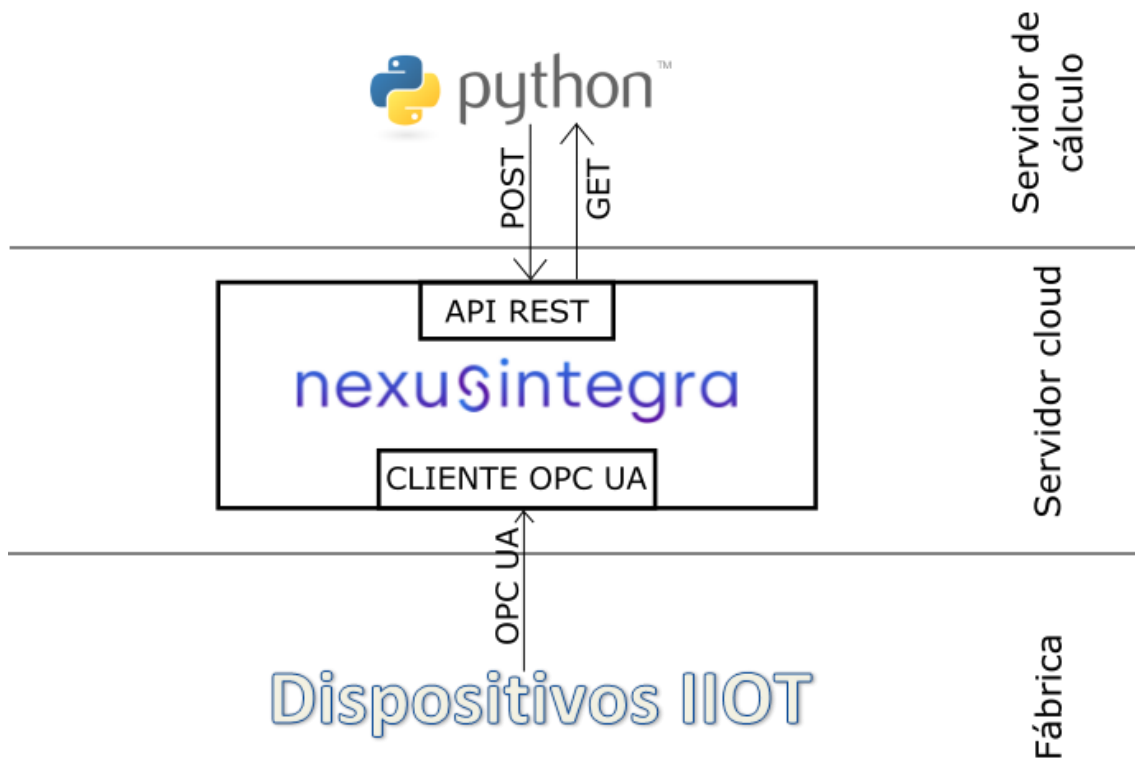
Por último, el módulo de operación puede que no sea necesario, al menos, en esta fase del proyecto, en un futuro, podría ser útil para automatizar aún más los procesos de fabricación, permitiendo a los resultados de los algoritmos tomar decisiones efectivas sobre los temas pertinentes ahorrando costes, trabajo y dinero.

Otra gran ventaja de Nexus Integra, reside en la interoperabilidad, ya que al desplegar un software de manera horizontal, permite que todos los datos recibidos interactúen entre sí, esto permite, entre otras cosas que los algoritmos de predicción que definamos puedan aprender no solo de una sino de múltiples máquinas obteniendo así modelos más fiables en menos tiempo con mucho menor esfuerzo. De esta misma forma, la interoperabilidad permite

generar vistas que controlen toda la fábrica de un vistazo y que unifique datos de todos los puntos de captación en tiempo real.

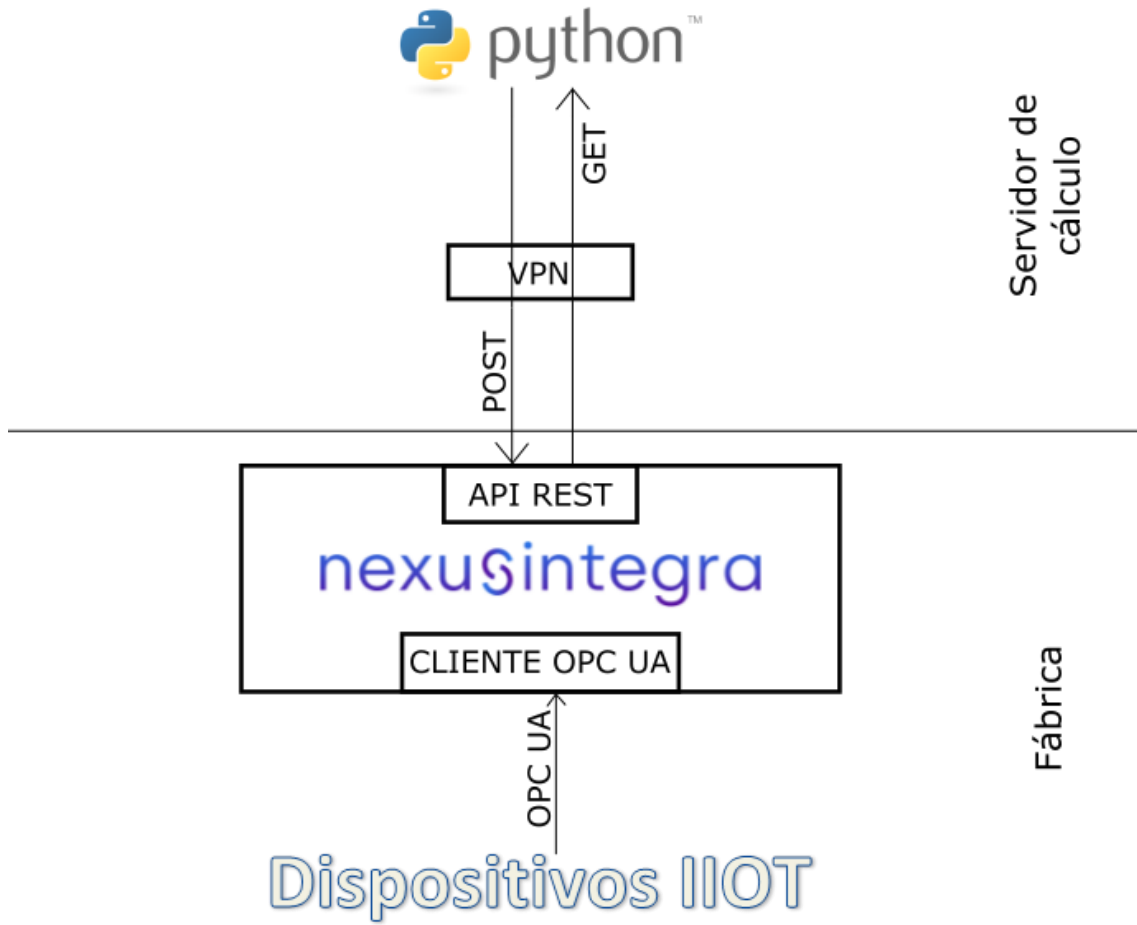
Por último, es importante destacar la versatilidad de la herramienta, ya que permite no solo utilizar las aplicaciones propias sino que además es posible diseñar cualquier tipo de programa e integrarlo a tiempo real en el sistema mediante una API Rest, un estándar muy extendido en internet.

Otro punto importante es cómo van a funcionar los algoritmos encargados de realizar la predicción del mantenimiento. En este caso se trataría de realizar una aplicación en Python que sea capaz de conectarse a la aplicación, solicitar los datos necesarios y devolver los que hagan falta. En reuniones con los responsables de Nexus Integra se ha establecido que la mejor forma de realizar esto es a través de una conexión vía API REST. De esta forma, mediante los verbos de http GET y POST, sería suficiente para obtener y enviar los datos necesarios. El funcionamiento sería el que se muestra en el esquema.



Este sería el funcionamiento ideal, sin embargo, muchas empresas se mantienen reticentes a la hora de ceder sus datos para que estén gestionados físicamente fuera de sus instalaciones. Por ello, en algunos casos deberemos modificar el esquema de funcionamiento para que Nexus funcione on premises y el acceso se realice a través de una interfaz segura como una VPN. En este caso el funcionamiento sería el siguiente:





## 7 Referencias bibliográficas

H. M. Hashemian and W. C. Bean, "State-of-the-Art Predictive Maintenance Techniques" in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 60, no. 10, pp. 3480-3492, Oct. 2011. doi: 10.1109/TIM.2009.2036347

Alexandros Bousdekis, Babis Magoutas, Dimitris Apostolou, Gregoris Mentzas, (2015) "A proactive decision making framework for condition-based maintenance", Industrial Management & Data Systems, Vol. 115 Issue: 7, pp.1225-1250

Lebold, Mitchell, and Michael Thurston. "Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems." Maintenance and Reliability Conference (MARCON). Vol. 200. May, 2001.

Suzan Alaswad, Yisha Xiang, A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system, Reliability Engineering & System Safety, Volume 157, 2017, Pages 54-63, ISSN 0951-8320, <https://doi.org/10.1016/j.ress.2016.08.009>.

Yam, R., Tse, P., Li, L. et al. Intelligent Predictive Decision Support System for Condition-Based Maintenance. Int J Adv Manuf Technol (2001) 17: 383. <https://doi.org/10.1007/s001700170173>

<http://www.renovetec.com/irim/131-tecnicas-de-mantenimiento-predictivo> Consulta: 12/09/2018

Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and Machine Learning*. Cambridge, UK: Springer.

G.K. Chan, S. A. (2006). Optimum maintenance policy with Markov processes. *Electric Power Systems Research*, 452-456. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2005.09.010>.

Hongfei Li, D. P. (2014). Improving rail network velocity: A machine learning approach to predictive maintenance. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 45, 17-26. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.04.013>.

Inés Sittón Candanedo, S. R. (2017). Diseño de un modelo predictivo en el contexto Industria 4.0. *ESTEC Conference Proceedings*, 543-551. Obtenido de <https://knepublishing.com/index.php/KnE-Engineering/article/view/1458/3520>

Jay Lee, E. L.-a. (2013). Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment. *Manufacturing Letters*, 1, 38-41. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2013.09.005>.

Jay Lee, H. D. (2015). Industrial Big Data Analytics and Cyber-physical Systems for Future Maintenance & Service Innovation. *Procedia CIRP*, 38, 3-7. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.08.026>.

Kaelbling, L. P. (1996). Reinforcement learning: A survey. *Journal of artificial intelligence research*, 237-285.

Kai-Ying Chen, L.-S. C.-C.-L. (2011). Using SVM based method for equipment fault detection in a thermal power plant. *62*, 42-50. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.compind.2010.05.013>.

Komorowski, M. (9 de Marzo de 2014). [www.mkomo.com](http://www.mkomo.com). Obtenido de <http://www.mkomo.com/cost-per-gigabyte-update>

León, F. C. (1998). *Tecnología del mantenimiento industrial*. Murcia, España: Universidad de Murcia.

Marzio Marseguerra, E. Z. (2002). Condition-based maintenance optimization by means of genetic algorithms and Monte Carlo simulation. *Reliability Engineering & System Safety*, *77*, 151-165. Obtenido de [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(02\)00043-1](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(02)00043-1)

Minou C.A., O. K. (2016). Clustering condition-based maintenance for systems with redundancy and economic dependencies. *Journal of Operational Research*, *251*, 531-540. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.11.008>

Rocco Langone, C. A. (2015). LS-SVM based spectral clustering and regression for predicting maintenance of industrial machines. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *37*, 268-278. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2014.09.008>.

Stuart Russell, P. N. (1995). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. New Jersey: Pearson Education.

Susto, G. A. (2015). Machine Learning for Predictive Maintenance: A Multiple Classifier Approach. *Industrial Informatics*, 812-820.

Suzan Alaswad, Y. X. (2017). A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system. *Reliability Engineering & System Safety*, *157*, 54-63. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.res.2016.08.009>.

Tian, Z. (2012). An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring. *Journal of Intelligent Manufacturing*. Obtenido de <https://doi.org/10.1007/s10845-009-0356-9>

Yam, R. C. (2001). Intelligent Predictive Decision Support System for Condition-Based Maintenance. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 383-391. doi:10.1007/s001700170173

<https://mesbook.com/industria-4-0/>

<http://www.emapex.com/index.php/es/productos/mantenimiento-gmao>

<https://edinn.com/big-data-machine-learning/>

<http://www.preconcerto.com/>

<https://www.lis-solutions.es/>

<https://www.sermant2001.com/>

<https://rielec.com/>