



Desarrollo de filtros de Kalman para monitorización de holguras en maquinaria industrial

Antonio J. Rodríguez¹, Emilio Sanjurjo¹, Mario Cabello², Mario López-Lombardero^{1,2}, Francisco González¹, Miguel Á. Naya¹

¹ Laboratorio de Ingeniería Mecánica, Campus Industrial Ferrol – CITENI, Universidade da Coruña, antonio.rodriguez.gonzalez@udc.es, emilio.sanjurjo@udc.es, f.gonzalez@udc.es, miguel.naya@udc.es

² Ikerlan, P.J.M., mjcabello@ikerlan.es, mlopez@ikerlan.es

La aparición de holguras por desgaste en la maquinaria industrial tiene un impacto importante en su rendimiento y vida útil. Una holgura reduce la eficiencia de la máquina y provoca incrementos de temperatura, ruidos y vibraciones, lo que puede dañar ciertos componentes o causar el fallo prematuro del equipo. Para reducir estos efectos, es necesario efectuar tareas de mantenimiento de forma regular. El proceso de caracterización de las holguras y su simulación ha sido objeto de estudio de la comunidad de dinámica multicuerpo. Los métodos propuestos requieren una descripción precisa de la dinámica de los sólidos unidos por las juntas con holgura. La representación de este fenómeno en la simulación depende de la selección de varios parámetros que caracterizan la geometría y la rigidez de la holgura. En la práctica, estos parámetros son complejos de obtener y pueden variar durante el tiempo debido, por ejemplo, a cambios en las condiciones de operación de la máquina. Además, muchos de estos parámetros no se pueden medir directamente mediante sensores. Los observadores de estados, como los basados en el filtro de Kalman, se emplean para estimar variables o parámetros que no se conocen con certeza, lo que los convierte en una alternativa para detectar la presencia de holguras en un mecanismo. Los filtros de Kalman se han empleado con modelos multicuerpo para estimar fuerzas y parámetros de configuración de modelos, además del propio estado del sistema. Sin embargo, aún no se han aplicado al ámbito de las holguras de forma sistemática, especialmente en el contexto de montajes experimentales. Los primeros pasos hacia una solución siguiendo el enfoque de estimadores implica la selección de los métodos más adecuados para cuantificar el problema de la holgura de forma directa, incluyendo la selección de sensores, tipo de filtro y la identificación de las magnitudes más relevantes del problema. En este trabajo, la máquina objeto de estudio se basa en un mecanismo de biela-manivela. Se ha combinado un modelo ideal del mecanismo con un filtro de Kalman extendido consiguiendo estimar las fuerzas en la holgura. El siguiente paso es conseguir estimar el tamaño de la holgura, para lo que se están estudiando diferentes alternativas, como la estimación de parámetros mediante un filtro de Kalman “unscented”. De esta forma, será posible monitorizar la aparición y evolución de holguras con el fin de evitar daños críticos en la maquinaria.

1. Introducción

La existencia de holguras en maquinaria industrial tiene un impacto elevado en su rendimiento y vida útil. Una holgura aparece entre zonas móviles de la máquina, dando lugar a vibraciones, ruido y aumento de temperatura. Estos fenómenos reducen la efectividad de la máquina y pueden acabar dañando otros componentes o sistemas, llegando incluso a un fallo permanente del equipo. Para mitigar los efectos de las holguras en maquinaria, se programan paradas regulares de mantenimiento con el fin de detectar posibles holguras y realizar las tareas necesarias para corregir el funcionamiento de la máquina. Sin embargo, estas paradas regulares pueden afectar negativamente a la producción, por lo que es de interés diseñar un método de detección de holguras que permita a su vez observar la evolución de las holguras para evitar realizar paradas innecesarias, evitando también el reemplazo de componentes que aún son funcionales.

Para monitorizar la presencia de holguras en maquinaria es necesario instalar una amplia cantidad de sensores en distintos puntos de la máquina. Sin embargo, en muchas ocasiones no es posible instrumentar la máquina con los sensores deseados en todos los puntos de interés, bien porque es imposible físicamente o porque el coste total de todos los sensores requeridos es muy elevado. Este problema dificulta por tanto la capacidad de monitorizar la evolución de holguras en maquinaria durante su funcionamiento.

La información que se puede obtener de un sistema se puede aumentar mediante el empleo de estimadores de estados y parámetros, como el filtro de Kalman. Partiendo de un conjunto reducido de sensores y un modelo de la máquina, es posible estimar datos del funcionamiento de la máquina. De esta forma, sería posible monitorizar el estado de la máquina sin necesidad de instalar un número de sensores elevado o de precio excesivo, e incluso realizar la estimación de variables que no pueden medirse directamente con sensores, tales como parámetros del contacto.

La caracterización de holguras también se ha tratado ampliamente en el ámbito de la simulación multicuerpo [1,2]. Considerar holguras en la simulación de mecanismos implica introducir grados de libertad adicionales en el modelo computacional y gestionar la detección de los posibles contactos entre los diferentes sólidos que pueden interaccionar. En este contexto, se han propuesto diferentes modelos de contacto [3,4,5]. Todos estos enfoques dependen de una buena caracterización de las propiedades del contacto: selección adecuada de los parámetros físicos que describen la fricción y rigidez del contacto, la geometría de la holgura, y las propiedades inerciales de los elementos que interactúan. Estos parámetros son inciertos en la práctica, y además pueden variar durante el funcionamiento de la máquina.

Los modelos multicuerpo también se han combinado con filtros de Kalman para aplicaciones de automoción [6,7], y se han desarrollado varios métodos que permiten obtener estimaciones precisas combinando modelos multicuerpo de mecanismos con filtros de Kalman [8]. Se han empleado para estimar tanto estados como parámetros [7], así como versiones adaptativas que simplifican la implementación de estos métodos [9]. La aplicación de filtros de Kalman a la estimación de holguras se limita a [10], donde se emplea un filtro de Kalman extendido (EKF) para estimar las fuerzas en el contacto. Sin embargo, aún no se han aplicado en el contexto de estimación de parámetros relacionados con holguras en mecanismos. Disponer de estimadores con la capacidad de determinar la existencia y tamaño de holguras contribuiría a minimizar el tiempo que se invierte en tareas de mantenimiento para eliminar holguras no deseadas, reduciendo también los costes asociados.

Este trabajo se desarrolla en un entorno de simulación. El mecanismo elegido para estudiar la estimación de holguras es un biela-manivela. Como referencia, se emplea un modelo multicuerpo del mecanismo con una holgura introducida en uno de los pares del mismo, con propiedades conocidas. El objetivo del trabajo es, por tanto, diseñar un estimador que permita obtener parámetros de dicha holgura, como el radio.

2. Metodología

Como se ha comentado, este trabajo se desarrolla en un entorno de simulación. El mecanismo que se va a estudiar es un biela-manivela como el que se muestra en la Figura 1. Las dimensiones y propiedades másicas del mecanismo se muestran en la Tabla 1. En este caso, se ha introducido una holgura de radio conocido en el par A, cuyas propiedades se resumen en la Tabla 2.

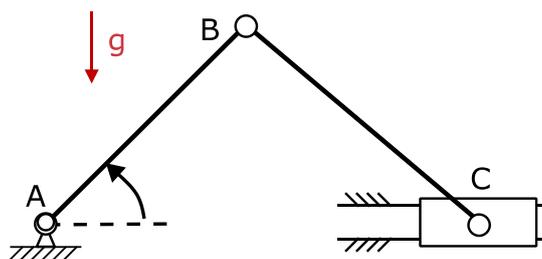


Figura 1: Mecanismo biela-manivela empleado en este trabajo.

Tabla 1: Propiedades del mecanismo.

	Masa (kg)	Longitud (m)	Inercia (kg/m ²)
Barra A-B	0.3	0.05	0.00001
Barra B-C	0.21	0.12	0.00025
Deslizadera (C)	0.14	-	-

Tabla 2: Propiedades de la holgura considerada.

Holgura radial	0.25 mm
Coefficiente de restitución	0.9
Módulo de Young	207 GPa
Coefficiente de Poisson	0.3

Para replicar una situación real, es necesario que existan diferencias entre el modelo de referencia y el modelo que se combina con el filtro de Kalman para la estimación, al que se llamará observador por simplicidad. Dado que el sistema de referencia posee una holgura radial de dimensiones desconocidas, se supone una holgura radial inicial pequeña en el modelo empleado en el observador. Como sensor, se emplea la medida de la aceleración angular de la manivela del mecanismo referencia, a la que se le ha añadido un ruido blanco de magnitud similar a los sensores reales. El objetivo del estimador será, por lo tanto, obtener el tamaño real de la holgura.

2.1. Modelo multicuerpo

La dinámica de un sistema multicuerpo se puede expresar de forma general mediante un conjunto de coordenadas dependientes \mathbf{q} y una serie de m ecuaciones de restricción [11]:

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{q}} + \Phi_{\mathbf{q}}^T \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{Q} \quad (1)$$

$$\Phi(\mathbf{q}, t) = \mathbf{0} \quad (2)$$

donde \mathbf{M} es la matriz de masas del sistema, $\ddot{\mathbf{q}}$ es el vector de aceleraciones, Φ es el vector de restricciones, $\Phi_{\mathbf{q}}$ es la matriz Jacobiana de las restricciones, $\boldsymbol{\lambda}$ son los multiplicadores de Lagrange y \mathbf{Q} el vector de fuerzas aplicadas.

El vector \mathbf{q} incluye las variables que describen la posición del mecanismo. Si son dependientes, como en este caso, el sistema formado por la Ecuación 1 y la Ecuación 2 es un conjunto de ecuaciones diferenciales algebraicas de segundo orden. Para resolverlo, es necesario recurrir a una formulación multicuerpo. En este trabajo, se emplea la formulación conocida como matriz-R [11].

Si las restricciones son esclerónomas, se puede aplicar la siguiente transformación de velocidades:

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{R}\dot{\mathbf{z}} \quad (3)$$

donde \mathbf{z} representa un conjunto de variables independientes que definen el mecanismo (coincidente con el número de grados de libertad) y \mathbf{R} es una matriz que relaciona las velocidades de las coordenadas dependientes con las coordenadas independientes. Derivando respecto al tiempo, se obtiene

$$\ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{R}\ddot{\mathbf{z}} + \dot{\mathbf{R}}\dot{\mathbf{z}} \quad (4)$$

Mediante estas expresiones, el sistema de ecuaciones del movimiento se puede escribir como,

$$\mathbf{R}^T \mathbf{M} \mathbf{R} \ddot{\mathbf{z}} = \mathbf{R}^T (\mathbf{Q} - \mathbf{M} \dot{\mathbf{R}} \dot{\mathbf{z}}) \quad (5)$$

Esta ecuación puede integrarse utilizando cualquier integrador numérico. En este trabajo, se ha empleado un integrador del tipo Euler-simpléctico.

Para modelar el mecanismo biela-manivela, se han seleccionado las coordenadas naturales [11]. Este tipo de coordenadas permite definir de manera sistemática un mecanismo. En el caso plano que se estudia en este trabajo, permite definir la posición de cada uno de los sólidos que forman el mecanismo mediante las coordenadas cartesianas de los pares que los unen. En un caso ideal, el mecanismo podría definirse con el empleo de las coordenadas indicadas de los pares B y C. Sin embargo, dado que hay una holgura en el par A, ese punto de la manivela se moverá con respecto a la articulación del mecanismo al punto fijo, por lo que sus coordenadas también tienen que ser consideradas. Por tanto, el vector de coordenadas es:

$$\mathbf{q} = [x_A \ y_A \ x_B \ y_B \ x_C \ y_C] \quad (6)$$

La introducción de la holgura introduce dos grados de libertad adicionales. Estos grados de libertad se ven restringidos por el contacto con la superficie que envuelve el par de revolución A. Esto es, por tanto, equivalente a imponer restricciones de fuerza en la holgura: cuando existe contacto, se introduce una fuerza de contacto en las ecuaciones del movimiento del sistema.

Existen diferentes técnicas para modelizar el contacto. Para este trabajo, que se desarrolla en un entorno de simulación, es importante que el modelo empleado represente de forma realista el fenómeno de contacto en cuanto a frecuencia de impactos, intensidad de estos, etc. En este caso, el modelo elegido es el propuesto por Lankarani y Nikravesch en [5], que ha mostrado un buen comportamiento frente a resultados experimentales [12]. En este tipo de fenómenos, es también importante realizar la integración del modelo con pasos de tiempo reducidos que permitan capturar los impactos que se producen.

2.2. Filtro de Kalman

El filtro de Kalman permite estimar variables mediante la propagación de la media y covarianza de dichas variables durante el tiempo [8]. Esta propagación está condicionada a medidas proporcionadas por una serie de sensores instalados en el sistema que se estudia. Inicialmente, el filtro de Kalman se desarrolló para sistemas lineales y con variables de estado independientes. Sin embargo, dado que la mayoría de los sistemas reales no son lineales, surgieron diferentes versiones que permiten su aplicación a sistemas no lineales.

El filtro de Kalman extendido (EKF) es uno de los filtros más populares para sistemas no lineales [8]. Mediante matrices Jacobianas, en el EKF se linealizan las ecuaciones del sistema para poder combinarlo con las ecuaciones del filtro de Kalman. Aunque es un método eficiente, requiere del conocimiento de las relaciones matemáticas entre las variables de estados y sensores instalados. En el caso que afecta a este trabajo, es complejo encontrar una expresión matemática que permita relacionar un parámetro de la holgura, como la holgura radial, con la medida de un sensor convencional, como un acelerómetro.

Como alternativa, este trabajo explora el empleo de un filtro de Kalman “unscented” (UKF). El UKF propaga mediante las ecuaciones del sistema un conjunto de puntos escogidos de manera determinística y mediante una serie de pesos. Esto implica evaluar e integrar las ecuaciones del sistema por cada conjunto de puntos que se hayan definido [8]. El número de puntos (también llamados “sigma-points”) que se emplea en el UKF viene dado por la siguiente expresión:

$$n_{sp} = 2l + 1 \quad (7)$$

donde n_{sp} es el número de puntos necesario y l es el número de variables que componen el vector de estados. En este caso, se desea estimar la holgura radial, por lo que el vector de estados $\hat{\mathbf{x}}$ está compuesto por una única variable:

$$\hat{\mathbf{x}} = [r_{holgura}] \quad (8)$$

A partir del estado definido en la Ecuación 8, se calculan dos estados adicionales a través de la raíz cuadrada de la matriz de covarianza de los estados \mathbf{P} según las siguientes expresiones:

$$\chi_{k-1}(0) = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ \quad (9)$$

$$\chi_{k-1}(i) = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ + \xi(\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}^+})_i, \quad i = 1, \dots, l \quad (10)$$

$$\chi_{k-1}(l+i) = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ - \xi(\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}^+})_i, \quad i = 1, \dots, l \quad (11)$$

donde $\sqrt{\cdot}$ es la raíz cuadrada de una matriz empleando la descomposición de Cholesky, $\chi_{k-1}(i)$ representa el estado adicional i , $\xi = \sqrt{1 + \gamma}$, $\gamma = \alpha^2(l + \kappa)$, α y κ son parámetros definidos por el usuario, con $0 < \alpha \leq 1$ y κ es un factor de escala, que normalmente tiene un valor de 0. El parámetro α determina la dispersión de los puntos alrededor de la media de las estimaciones. Posteriormente, estas muestras se transforman mediante la integración de las ecuaciones del sistema,

$$\chi_k(i) = \mathbf{f}(\chi_{k-1}(i)) \quad (12)$$

Después, es posible obtener la predicción del estado en un paso de tiempo k propagando la media y la covarianza del conjunto de estimaciones siguiendo

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{E}[\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^-, \mathbf{w}_{k-1})] \cong \sum_{i=0}^{n_{sp}-1} W_i^m \chi_k(i) \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{E}[(\chi_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-)(\chi_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-)^T] \cong \sum_{i=0}^{n_{sp}-1} W_i^c (\chi_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-)(\chi_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-)^T + \Sigma^P \quad (14)$$

donde W_i^m y W_i^c son unos pesos cuyas expresiones pueden encontrarse en [8].

La siguiente fase del filtro consiste en incorporar las medidas de los sensores a las predicciones, de forma que se corrija la estimación con información del sistema real. Para ello, es necesario calcular la ganancia de Kalman:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{x_k y_k} \mathbf{P}_{y_k y_k}^{-1} = \sum_{i=0}^{n_{sp}-1} W_i^c (\chi_k^-(i) - \hat{\mathbf{x}}_k^-)(\mathbf{y}_k^-(i) - \hat{\mathbf{y}}_k^-)^T \times \sum_{i=0}^{n_{sp}-1} W_i^c (\mathbf{y}_k^-(i) - \hat{\mathbf{y}}_k^-)(\mathbf{y}_k^-(i) - \hat{\mathbf{y}}_k^-)^T \quad (15)$$

siendo $\mathbf{y}_k^-(i)$ las observaciones del estado adicional i , empleadas para obtener las medidas predichas $\hat{\mathbf{y}}_k^-$. Para obtener ambas variables, de la misma forma que para la predicción de los estados, se obtienen las medidas de los

sensores predichas por cada uno de los estados adicionales mediante la función de observación \mathbf{h} y se propagan empleando los pesos W_i^m :

$$\mathbf{y}_k^-(i) = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k^-(i)) \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_k^- = \sum_{i=0}^{n_{sp}-1} W_i^m \mathbf{y}_k^-(i) \quad (17)$$

Finalmente, mediante la ganancia de Kalman, la estimación del estado para el paso de tiempo k y su matriz de covarianza se pueden calcular:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k(\mathbf{o}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^-) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = \mathbf{P}_k^- + \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{y_{k-1}y_{k-1}} \mathbf{K}_k^T \quad (19)$$

siendo \mathbf{o}_k las observaciones o medidas de los sensores en el sistema real o de referencia.

2.2.1. Adaptaciones para el caso de estimación en holguras

El fenómeno que se estudia en este trabajo tiene lugar a altas frecuencias: los impactos producidos en una holgura se producen con mayor frecuencia que la del movimiento macroscópico del mecanismo en el que se encuentran. Un sensor convencional, como un acelerómetro, puede capturar los impactos producidos a lo largo del tiempo.

En un filtro UKF convencional, cada paso de tiempo se comparan las medidas obtenidas en el sistema real con las medidas obtenidas en cada uno de los sistemas propagados mediante las Ecuaciones 9, 10 y 11. En este caso, cada sistema posee una holgura de dimensiones diferentes. El radio de dicha holgura se va a variar cada paso de tiempo en el que se ejecute el filtro, por lo que la aparición de un impacto en un determinado paso de tiempo no tiene por qué estar relacionado con la dimensión de la holgura. Es decir, se necesita una ventana temporal en la que el mecanismo evolucione con un radio de holgura determinado para poder comparar cada uno de los sistemas propagados mediante el UKF con el sistema referencia.

Como solución, en este trabajo se propone realizar el filtro de Kalman a un paso de tiempo mayor que el empleado para integrar los mecanismos. De esta forma, entre cada paso de tiempo del UKF, cada uno de los puntos propagados evolucionará con un radio de holgura determinado. De esta forma, cuando llegue el momento de realizar la fase de predicción del UKF, se posee un histórico temporal de medidas que permita comparar cada uno de los puntos propagados con el sistema referencia, permitiendo evaluar correctamente si los radios de holgura estimados se corresponden o no con el radio de la holgura del sistema de referencia.

Por otro lado, las ecuaciones del UKF están desarrolladas para realizar la predicción en base a una única medida por sensor instalado. Es decir, no se puede emplear un histórico temporal para determinar el valor de la innovación del filtro. Es necesario, por tanto, procesar la información recogida para condensarla en un único valor que represente el fenómeno de la holgura de forma cuantitativa.

En este trabajo, se dispone como medida de la aceleración angular de la manivela. Partiendo de esta variable, será necesario encontrar un parámetro que permita diferenciar el tamaño de la holgura entre diferentes sistemas. En la Figura 2 se muestra un histórico de aceleraciones entre dos pasos de integración del filtro de Kalman para una determinada holgura radial.

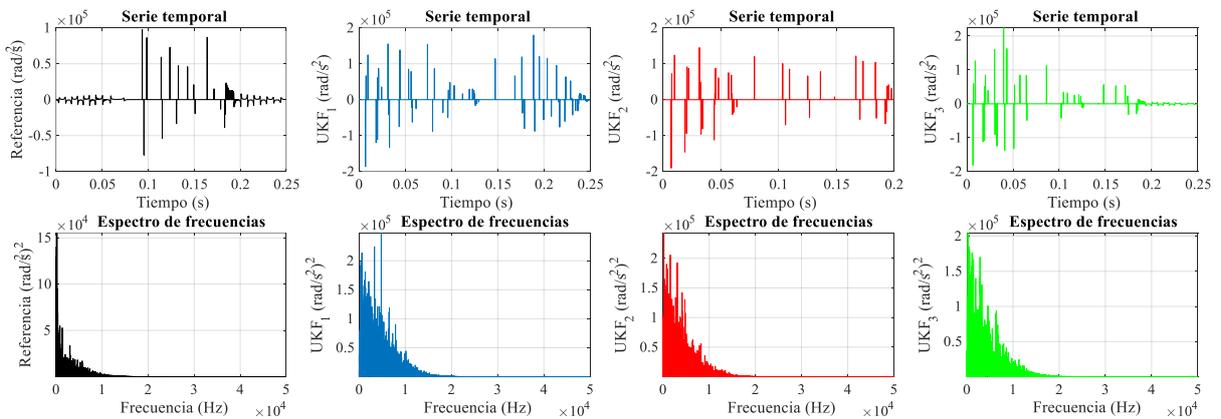


Figura 2: Comparativa de las señales de aceleración angular de la manivela entre los puntos propagados por el UKF y el sistema de referencia para una ventana de integración del filtro. En la fila superior se muestra en el dominio del tiempo y en la fila inferior en el dominio de la frecuencia.

Puede verse cómo no hay coincidencia en los impactos. Sin embargo, hay una serie de parámetros de la señal que se pueden analizar con el fin de extraer una información que permita comparar las simulaciones de los diferentes

puntos propagados por el UKF. En este caso, como se puede observar en la Figura 2, analizar parámetros en función del tiempo no es recomendable. Por ejemplo, estudiar la amplitud máxima de la aceleración en los impactos tiene el inconveniente de que, en la ventana de datos seleccionada, no ocurra el mayor impacto en todas las simulaciones propagadas por el UKF.

Es por eso por lo que se recurre a un análisis en frecuencia de la señal de aceleración. En la Figura 2 se muestra la transformada rápida de Fourier (FFT) de las señales de aceleración para diferentes holguras radiales propagadas por el UKF. Puede verse como tienen una tendencia similar de decaimiento exponencial. La principal diferencia radica en la rapidez con la que decae cada una de las curvas.

Si se aproxima cada una de las FFT para diferentes holguras radiales a una función exponencial siguiendo la expresión $y = a \cdot e^b(x)$. Comparando el valor del parámetro a de todas ellas, se obtiene la gráfica mostrada en la Figura 3. De esta figura se puede ver una correlación entre la holgura radial y el valor del parámetro a de la curva exponencial de ajuste de la FFT. Esto permitirá comparar simulaciones con diferentes holguras radiales y saber cómo de cerca se está del radio de la simulación de referencia.

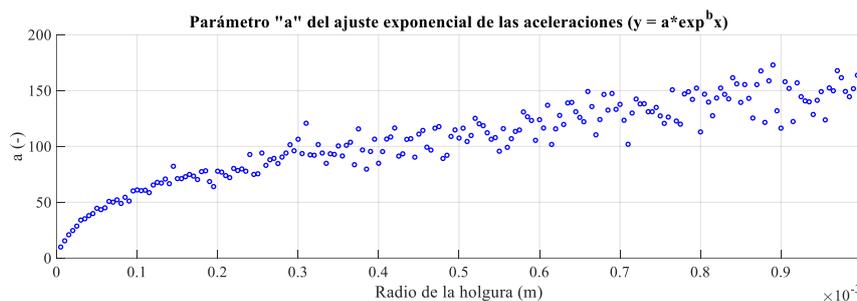


Figura 3: Valor del parámetro a de las curvas de ajuste exponencial de la FFT para diferentes holguras radiales.

Dado que el UKF puede modificar el tamaño de la holgura radial sin ninguna restricción, es necesario imponer alguna condición que evite situaciones poco realistas. Por ejemplo, podría ocurrir que en un paso de tiempo $k - 1$ no exista contacto en uno de los estados adicionales del UKF y que, tras propagar los nuevos estados en el paso de tiempo k , el radio en dicho estado se reduzca en una magnitud que implique una excesiva penetración en el contacto. Para evitar estas situaciones no deseadas, cuando la holgura radial de uno de los estados adicionales se reduce, se mantienen las condiciones del contacto del paso anterior. Es decir, la indentación se mantiene entre el paso de tiempo $k - 1$ y k , evitando que la fuerza de contacto sufra una variación repentina excesiva.

3. Resultados

Para evaluar el rendimiento del estimador propuesto en este trabajo, se realiza una simulación con el mecanismo de referencia con una holgura radial de 0.25 mm. Se realizan tres experimentos que suponen diferentes radios de partida para la holgura radial: 0.01 mm, 0.1 mm y 0.2 mm. En todos los casos, el mecanismo está situado en un plano vertical sometido únicamente a los esfuerzos de la gravedad.

En la Figura 4 se muestra la variación del ángulo de la manivela en la simulación de referencia a nivel de posición, velocidad y aceleración. Puede verse cómo el efecto de la holgura es apenas visible a nivel de posición, mientras que a nivel de aceleraciones oculta por completo la dinámica de baja frecuencia del mecanismo biela-manivela.

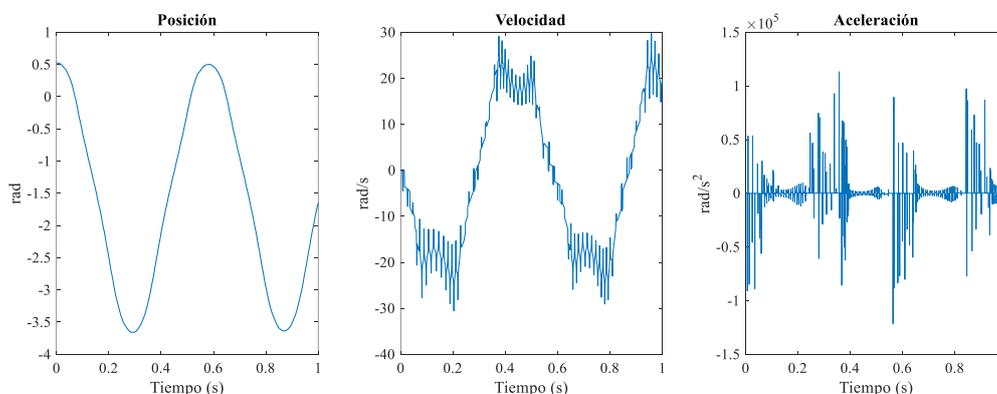


Figura 4: Posición, velocidad y aceleración del ángulo de la manivela en la simulación de referencia.

El paso de integración para el sistema multicuerpo con holgura es de 0.01 ms, mientras que el filtro de Kalman se va a ejecutar cada 0.25 s. Es decir, para la estimación del radio, el UKF dispondrá de un total de 25,000 muestras de aceleración angular en la manivela en cada predicción.

En la Figura 5 se muestran las estimaciones obtenidas para los tres casos propuestos. Como puede verse, en todos los casos, el UKF es capaz de estimar correctamente el tamaño de la holgura. El tiempo que tarda en alcanzar el valor adecuado depende del valor inicial de la holgura supuesto para el observador.

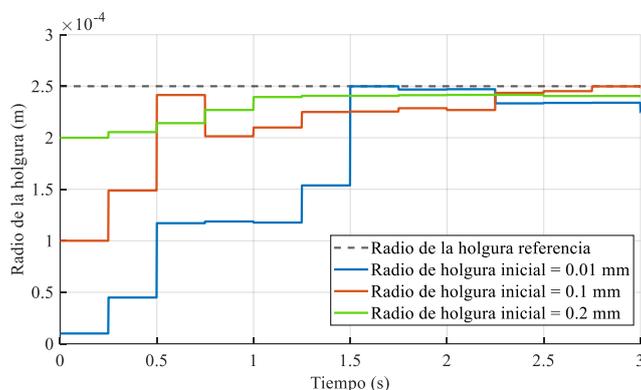


Figura 5: Estimaciones del radio de la holgura para los diferentes experimentos ejecutados.

Es interesante comentar las oscilaciones que presentan las estimaciones a medida que se aproximan al valor referencia. Como puede verse en la Figura 5, a medida que la holgura tiene un mayor radio, existe una mayor dispersión en el valor que se está empleando como sensor, lo que se traduce en una menor precisión en la estimación.

4. Conclusiones

La presencia de holguras en maquinaria industrial es un problema importante que da lugar a comportamientos no deseados de la máquina. La aparición de la holgura puede poner en peligro el estado de la maquinaria, causando daños permanentes, o afectar a la producción. Es por esto por lo que se suelen programar mantenimientos preventivos, que implican paradas de producción y recambio de piezas que, en algunas situaciones, pueden no ser necesarios dado que los daños de la maquinaria no son críticos.

La posibilidad de determinar de forma precisa y no invasiva la presencia de holguras en una máquina permite programar con más precisión las paradas de mantenimiento de las máquinas e incluso alertar a tiempo de comportamientos anómalos que puedan dar lugar al fallo de la máquina. Esto conllevaría un ahorro económico en las labores de mantenimiento industriales.

Para ello, este trabajo estudia el empleo de un filtro de Kalman “unscented” (UKF) basado en un modelo multicuerpo del mecanismo de la máquina para determinar el tamaño de la holgura. Para poder realizar la estimación, ha sido necesario modificar la estructura típica de un filtro UKF, de forma que cada estimación se realiza en base a un histórico de medidas. Mediante un estudio en frecuencias de las medidas, se obtiene información relevante para que el filtro sea capaz de estimar el tamaño de la holgura presente en el mecanismo.

En trabajos futuros, es de interés determinar no solo el tamaño de la holgura, sino en qué par se encuentra. Así mismo, puede ocurrir que un mecanismo posea holguras en varios pares. También es de interés estudiar nuevas métricas que permitan relacionar el fenómeno de la holgura con sus dimensiones para incrementar la precisión del filtro, así como estudiar la cantidad de datos necesaria por paso de tiempo del UKF para conseguir unas estimaciones precisas. Además, los filtros del tipo UKF son computacionalmente costosos, por lo que puede ser de interés estudiar soluciones alternativas con estimadores más eficientes. Abordar estos problemas es de relevancia para poder ofrecer una solución eficiente a nivel industrial.

5. Agradecimientos

Este proyecto está financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades y fondos ERDF (UE) a través del proyecto PID2022-139832NB-I00, y de la beca ED431C 2023/01 proporcionada por la Xunta de Galicia.

6. Referencias

- [1] Flores P., Ambrósio J., “Revolute joints with clearance in multibody systems”, *Computers and Structures* **82**(17-19):1359-1369 (2004)

- [2] Autiero M., Cera M., Cirelli M., Pennestrì E., Valentini P.P., “Review with analytical-numerical comparison of contact force models for slotted joints in machines”, *Machines* **10**(11):966 (2022)
- [3] Dubowsky S., Freudenstein F., “Dynamic analysis of mechanical systems with clearances”, *J. Eng. Ind. Trans. ASME* **93**(B-1):305-309 (1971)
- [4] Hunt K.H., Crossley F.R.E., “Coefficient of restitution interpreted as damping in vibroimpact”, *J. Appl. Mech.* **42**(2):440-445 (1975)
- [5] Lankarani H.M., Nikravesh P.E., “Contact force model with hysteresis damping for impact analysis of multibody systems”, *J. of Mechanisms, Transmissions, and Automation in Design* **112**(3):369-376 (1990)
- [6] Cuadrado J., Dopico D., Pérez J.A., Pastorino R., “Automotive observers based on multibody models and the extended Kalman filter”, *Multibody System Dynamics*, vol. **27**, no. 1, pp. 3-19 (2012)
- [7] Rodríguez A.J., Sanjurjo E., Pastorino R., Naya M.Á., “State, parameter and input observers based on multibody models and Kalman filters for vehicle dynamics”, *Mechanical Syst. Signal Process.* **155**:107544 (2021)
- [8] Naya M.Á., Sanjurjo E., Rodríguez A.J., Cuadrado J., “Kalman filters based on multibody models: linking simulation and real world. a comprehensive review”, *Multibody System Dynamics*, vol. **58**, no. 3-4, pp. 479-521 (2023)
- [9] Rodríguez A.J., Sanjurjo E., Pastorino R., Naya M.Á., “Multibody-based input and state observers using adaptive extended Kalman filter”, *Sensors*, vol. **21**, no. 15, article 5241 (2021)
- [10] Rodríguez A.J., Sanjurjo E., Cabello M., López-Lombardero M., Díaz P., González F., Naya M.Á., “Development of Kalman filter approaches for the monitoring of mechanical clearances”, *Mechanism and Machine Theory Symposium*, Guimaraes, Portugal (2024)
- [11] García de Jalón J., Bayo E., *Kinematic and Dynamic Simulation of Multibody Systems*. Springer, New York (1994)
- [12] Flores P., Koshy C.S., Lankarani H.M., Ambrósio J., Claro J.C.P., “Numerical and experimental investigation on multibody systems with revolute clearance joints”, *Nonlinear Dynamics* **65**, 383-398 (2011)