

MODELO DE DETECCIÓN Y TOLERANTE A FALLAS CON OBSERVADORES PARA
UN SERVOSISTEMA ELECTROHIDRÁULICO DE POSICIÓN

NÉSTOR SEGUNDO HOYOS ARTEAGA

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA

2024

MODELO DE DETECCIÓN Y TOLERANTE A FALLAS CON OBSERVADORES PARA
UN SERVOSISTEMA ELECTROHIDRÁULICO DE POSICIÓN.

NÉSTOR SEGUNDO HOYOS ARTEAGA

Trabajo de grado para optar al título de Magister en Ingeniería Mecánica

Director

Ing. MSc. PhD. CARLOS BORRÁS PINILLA

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA

2024

DEDICATORIA

A la Virgen María Santísima en primera instancia, por conducirme hacia este logro, a mi esposa Diana Janeth Muñoz Orozco pues sin ella no lo habría logrado. A Dios, por su infinita misericordia e influir en mi actuar y conducirme de manera correcta.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Industrial de Santander, facultad de Ingenierías Físico - Mecánicas y a la Escuela de Ingeniería Mecánica por proporcionar los medios para la formación como Magíster en Ingeniería Mecánica.

Al profesor y director Carlos Borrás Pinilla por su comprensión, orientación, asesoría y acompañamiento hacia el desarrollo efectivo del proyecto.

A mi compañero Alan González, por su motivación y acompañamiento.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	15
1. DESCRIPCION DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN	15
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	16
1.2. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	19
1.3. HIPÓTESIS	19
1.4. JUSTIFICACIÓN	20
2. OBJETIVOS	22
2.1. OBJETIVO GENERAL	22
2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	22
3. ESTADO DEL ARTE	23
3.1. SISTEMA DE DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICOS DE FALLAS (FDD)	24
3.2. GENERACIÓN DE RESIDUAL PARA DETECTAR FALLAS	27
3.3. DETECCION Y TOLERANTE A FALLAS CON OBSERVADOR ÓPTIMO DE KALMAN	29
4. MODELO MATEMÁTICO Y DINÁMICO DEL SERVOSISTEMA NO-LINEAL DE POSICIÓN ELECTROHIDRÁULICO CON LA INCLUSIÓN DE FALLAS EN EL SENSOR DE POSICIÓN (LVDT) Y FUGAS EN EL SELLOS DEL PISTÓN.	31
4.1. MODELO MATEMÁTICO Y DINÁMICO	31
4.1.1. Modelo dinámico no lineal.....	31
4.1.2. Análisis del actuador	32
4.1.3. Análisis de la servoválvula	33
4.1.4. Relación de la servoválvula con el actuador	34
4.1.5. Ecuaciones de estado no lineal	34
4.1.6. Ecuaciones de estado lineal	35
4.1.7. Representación en espacio de estado para el sistema lineal	37

5.	DESARROLLO DEL MODELO PARA DETECCIÓN, IDENTIFICACIÓN Y TOLERANTE A LOS FALLOS.....	39
5.1.	INCLUSIÓN DE FALLAS EN EL SERVOACTUADOR ELECTROHIDRÁULICO.....	39
5.1.1.	Fallas de ruido en el sensor de posición (LVDT).....	39
5.1.2.	Fallas de fuga en los sellos del pistón.....	42
5.2.	MODELO DE DETECCION E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS.....	44
5.2.1.	Ecuaciones de paridad.....	44
5.2.2.	Generación de residuales estructurales.....	46
5.2.3.	Desarrollo de residuales estructurados	48
5.2.4.	Simulación del algoritmo para detección e identificación de fallas.....	53
5.3.	MODELO TOLERANTE A FALLAS EN EL SENSOR DE POSICIÓN (LVDT) DEL SERVOACTUADOR ELECTROHIDRÁULICO.....	56
5.3.1.	Observador óptimo de Kalman.....	57
5.3.2.	Simulación del algoritmo de tolerante a fallas	62
5.4.	MODELO ESTIMADOR DE PARÁMETROS, TOLERANTE A RUIDOS Y DETECCIÓN DE FUGAS INTERNAS FORMA COMPUTACIONAL.....	67
5.4.1.	Configuración de estados iniciales:.....	67
5.4.2.	Discretización del sistema por el método de Euler.....	68
5.4.3.	Inclusión de parámetro de fuga <i>Cleak</i> = $x_0(6)$	68
5.4.4.	Configuración de parámetros del filtro de Kalman.....	69
5.4.5.	Creación del filtro de Kalman	70
6.	VALIDACIÓN NUMERICA	76
6.1.	VALIDACIÓN DEL MODELO	76
6.1.1.	Validación del componente posición	76
6.1.2.	Validación del componente presión.....	77
6.2.	COMPARACIÓN CON OTROS MODELOS.....	80
6.2.1	Comparación con modelo de relacionados con filtro de Kalman.....	80
7.	RECOMENDACIONES	82
8.	TRABAJO FUTURO.....	83

9.	CONCLUSIONES	84
10.	BIBLIOGRAFÍA	85
11.	ANEXOS	91

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Representación sello dañado causante de falla de fuga interna.	17
Figura 2. Gráfico para representar fallas por ruidos en el sensor de posición (LVDT). ...	18
Figura 3. Clasificación de métodos de detección de fallas.	24
Figura 4. Representación esquemática no lineal del servosistema electrohidráulico.	31
Figura 5. Modelo de la planta de servosistema electrohidráulico de posición.	36
Figura 6. Esquema de proceso con perturbaciones v , n y fallas aditivas fl , fm	39
Figura 7. Esquema de inclusión de fallas de ruido y perturbaciones en el modelo.	40
Figura 8. Gráfico Posición vs Tiempo para una señal seno 1 [Hz].	41
Figura 9. Gráfico Presión vs Tiempo para una señal seno 1 [HZ].	43
Figura 10. Generación residual con ecuaciones de paridad a partir del error de salida.	45
Figura 11. Generación residual con ecuaciones de paridad por error de Polinómico. ...	45
Figura 12. Modelo general de esquema de residual.	53
Figura 13. Señal de excitación para generación de residual.	54
Figura 14. Residuos para la detección de fallas de ruido en sensor de posición.	54
Figura 15. Residuos para la detección de fallas de fugas interna en los sellos del pistón.	55
Figura 16. Esquema de etapas para un filtro de Kalman.	60
Figura 17. Diagrama secuencia de filtro de Kalman.	61
Figura 18. Diagrama de la planta en ambiente Matlab Simulink para el filtro de Kalman implementado.	63
Figura 19. Implementación del filtro de Kalman para eliminación de fallos de ruidos y de perturbaciones, xp	64
Figura 20. Implementación del filtro de Kalman para eliminación de fallos de ruidos y de perturbaciones, PL	64
Figura 21. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 0.0%.	65

Figura 22. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 10%.....	65
Figura 23. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 20%.....	66
Figura 24. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 30%.....	66
Figura 25. Señal de Entrada EKF.....	71
Figura 26. Medida de posición del servosistema.....	72
Figura 27. Medida del coeficiente fuga del servosistema.....	72
Figura 28. Estimación de posición con intervalo de confianza.	73
Figura 29. Estimación del coeficiente Fuga con intervalo de confianza.	73
Figura 30. Error Posición Real vs Posición Estimada.	74
Figura 31. Error coeficiente Fuga Real vs coeficiente Fuga Estimada.	74
Figura 32. Inducción de cambio en parámetros fuga para simular falla.	75
Figura 33. Representación de componente de posición actuador.....	76
Figura 34. Validación de componente posición del actuador.	76
Figura 35. Representación del componente presión de la servoválvula.	77
Figura 36. Validación de componente presión de la servoválvula.....	77
Figura 37. Representación del componente de la fuga del actuador.	78
Figura 38. Validación del componente fuga del actuador.....	79
Figura 39. Respuesta de filtro Kalman para comparación.....	80

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Parámetros obtenidos a partir de otros trabajos.....	38
Tabla 2. Parámetros físicos del servoactuador electrohidráulico de posición.	38
Tabla 3. Parámetros físicos obtenidos de catálogos de fabricantes.....	38
Tabla 4. Parámetros de fugas.	42
Tabla 5. Comportamiento de fallas en diferentes componentes.....	52

LISTA DE ANEXOS

	pág.
Anexo 1. Código actuador.....	91
Anexo 2. Código servoválvula.....	91
Anexo 3. Código Observador de posición.....	91
Anexo 4. Código Observador de presión.....	93

GLOSARIO

ACTUADOR HIDRÁULICO: Utilizados en aplicaciones industriales debido a excelente relación potencia-tamaño su capacidad para aplicar altas fuerzas indefinidamente y su alta respuesta ¹.

MANTENIMIENTO PREDICTIVO: Técnica que se realiza en función de la estimación de la línea de salud en dispositivos y así poder lograr intervenciones oportunas antes de la ocurrencia de la falla, permitiendo que la frecuencia de mantenimiento sea lo más baja posible para evitar mantenimientos no planificados ².

FALLA: En una desviación no permitida de al menos una propiedad característica del sistema de la condición estándar, usual y aceptable³.

DETECCION DE FALLAS: El objetivo es detectar cambios en el comportamiento de la señal causado por fallas en el proceso ⁴.

TOLERANTE A FALLAS: Describe la noción de tratar de contener las consecuencias de las fallas y fallas para que los componentes permanezcan funcionales⁵.

RESIDUAL: Señales generadas por comparación entre estados medidos y estados estimados para analizar la ocurrencia de fallas⁶.

¹ BASILE, F.; CHIACCHIO, P. y DEL GROSSO, D. Implementation of Hydraulic Servo Controllers with Only Position Measure. En: *International Journal of Robotics and Automation*. 2009, vol. 24, nro. 1, pp. 20-37. doi: 10.2316/Journal.206.2009.1.206-3128

² YONGYI, Ra; ZHOU, Xin y PENGFENG, Lin. A survey of predictive maintenance: systems, purpose, and approaches. En: *IEE communications surveys & tutorials*. 2019, vol. 20, nro. 20, pp. 1-36. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.07383>.

³ ISERMANN, R. *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Alemania: Springer New York, 2006. p.20. ISBN 978-3-540-24112-6. doi: <https://doi.org/10.1007/3-540-30368-5>.

⁴ Ibit., p. 5.

⁵ Ibit., p. 347.

⁶ Ibit..., p. 197.

RESUMEN

TÍTULO: MODELO DE DETECCIÓN Y TOLERANTE A FALLAS CON OBSERVADORES PARA UN SERVOSISTEMA ELECTROHIDRÁULICO DE POSICION (*).

AUTOR: NÉSTOR SEGUNDO HOYOS ARTEAGA (**).

PALABRAS CLAVE: SERVOSISTEMA, OBSERVADOR DE KALMAN, DETECCIÓN, FALLA, RESIDUAL.

DESCRIPCIÓN:

Este proyecto busca incentivar la investigación en técnicas de mantenimiento predictivos y gestión de fallas que se presentan en procesos industriales brindando la posibilidad de reducir costos de mantenimiento, reducción en riesgos de seguridad y extender la vida útil de los equipos. Considerando el sistema físico y las ecuaciones que gobiernan su comportamiento matemático y dinámico se planteó un modelado, el diseño e implementación de un sistema residual y observador óptimo de Kalman para el sistema de la mesa sísmica hidráulica uniaxial del grupo de investigación DICBoT de la universidad Industrial de Santander.

Se implementó un sistema de residuos para detectar las fallas internas en los sellos del pistón de un servomotor electrohidráulico (Fallos de 0%, 10%, 20%, hasta 30% del flujo nominal de trabajo) y fallos del sensor de posición LVDT, el filtro de Kalman permito la tolerancia a las fallas por ruido en el sensor de posición. Se tomaron datos de posición para señales seno 1.0 [Hz] para realizar el procesamiento de señales y extracción de características.

Se realizo la identificación del parámetro fuga y se estableció un intervalo de confianza para detectar las fallas, se realizó validación del funcionamiento del modelo y se comparó la respuesta con modelos de otros trabajos acerca de la misma temática.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físicomecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica. Maestría en Ingeniería Mecánica. Director: Carlos Borrás Pinilla. Ingeniero Mecánico. MSc. PhD.

ABSTRACT

TITLE: FAULT TOLERANT AND DETECTION MODEL WITH OBSERVERS FOR AN ELECTROHYDRAULIC POSITION SERVO SYSTEM (*).

AUTHOR: NÉSTOR SEGUNDO HOYOS ARTEAGA (**).

KEY WORDS: SERVOSYSTEM, KALMAN OBSERVER, DETECTION, RESIDUAL, FAULT.

DESCRIPTION:

This project will encourage research in predictive maintenance techniques and management of failures that occur in industrial processes, providing the possibility of reducing maintenance costs, reducing safety risks and extending the useful life of the equipment. Considering the physical system and the equations that govern its mathematical and dynamic behavior, modeling, the design, and implementation of a residual system and optimal Kalman observer for the uniaxial hydraulic seismic table system of the DICBoT research group of the Industrial University were proposed. of Santander.

A residual system was implemented to detect internal failures in the piston seals of an electrohydraulic servoactuator (Failures of 0%, 10%, 20%, up to 30% of the nominal working flow) and failures of the LVDT position sensor , the Kalman filter allowed tolerance to fault due to noise in the position sensor. Position data was taken for sine 1.0 [Hz] signals to perform signal processing and feature extraction.

Identification of the leakage parameter was carried out and a confidence interval was established to detect failures, validation of the operation of the model was carried out and the response was compared with models from other works on the same topic.

* Degree Thesis

** Faculty of physical-mechanical engineering. School of mechanical engineering. Director: Director: Carlos Borrás Pinilla. Mechanical engineer. MSc. PhD.

INTRODUCCIÓN

Los sistemas electrohidráulicos están conformados por una electroválvula y un actuador que realiza un movimiento, la electroválvula es movida por una señal de voltaje y acto seguido envía fluido electrohidráulico direccionado para realizar el movimiento en el vástago del actuador. Los sistemas electrohidráulicos son una pieza fundamental que se utiliza en muchos equipos como máquinas de construcción, maquinas agrícolas y los aviones. Es común a estas aplicaciones que se requiere una alta potencia para realizar el trabajo deseado, por ejemplo, mover material o levantar grandes pesos ⁷, con el paso de los años, la detección de fallas ha recibido especial atención debido a su creciente demanda de sistemas dinámicos más confiables ya que las fallas de los actuadores, sensores y entre otros, puede resultar en una degradación en el rendimiento, daños severos en los sistemas con la posibilidad de pérdida de vidas humanas ⁸. Dentro de las fallas más importantes de los equipos hidráulicos se tiene la fuga de fluido hidráulico, al presentarse da lugar a una señal extra inmedible en el modelo matemático del sistema. Para realizar la evaluación de la fuga se comparando la salida real del servosistema con su estimación basada en el modelo ideal ⁹. Si se evita el tratamiento de esta deficiencia provoca un bajo rendimiento en el proceso, pérdidas económicas, problemas técnicos. Este documento propone modelo de detección, identificación y tolerancia al fallo para un servosistema electrohidráulico de posición mediante el uso de modelado de espacio de estados, generación de residuales y observador óptimo de Kalman de tal manera con el propósito de mitigar las fallas que se puedan presentar garantizando la estabilidad y confiabilidad en los sistemas.

1. DESCRIPCION DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

⁷ ZHONGYI, Quan; LONG, Quan y JINMAN, Zhang. Review of energy efficient direct pump controlled cylinder electro-hydraulic technology. En: *Renewable and sustainable energy reviews*. 2014, nro. 35, pp. 336-346. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.04.036>.

⁸ BIN ABDULLAH, Mohamad. Neural Network Controller Design for Position Control System Improvement. Tesis maestría. Universiti Tun Hussein Onn Malaysia, [consultado 25 marzo de 2023]. Junio 2013. Disponible en <https://core.ac.uk/download/pdf/19451563.pdf>.

⁹ IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL APPLICATIONS. (17: 2008, septiembre, 3-5, San Antonio, TX, USA). Observer-based leakage detection in hydraulic systems with position and velocity feedback, pp. 948–953.

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

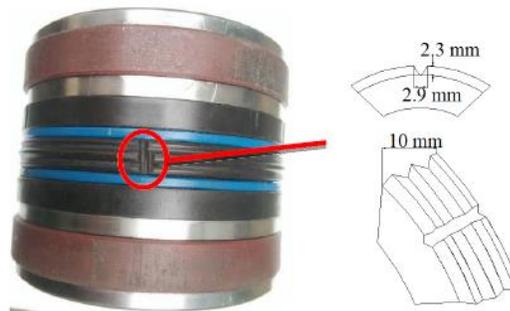
La deficiencia de fuga de fluido interno en los actuadores hidráulicos es un estado de defecto que se observa con frecuencia en las máquinas hidráulicas. La existencia de fugas internas en los dispositivos electrohidráulicos puede afectar la utilidad dinámica del sistema y disminuir la eficiencia energética. La detección anticipada acompañada de una correcta ejecución de acción correctiva puede ahorrar energía, reducir la degradación de los componentes y disminuir el tiempo de inactividad de la máquina ¹⁰. El escenario bajo el cual se presentan las fugas de fluido interno en un actuador se muestra de la siguiente forma; cuando el fluido hidráulico se pasa de una cámara del cilindro a otra, se llama fuga interna y cuando este fluido se escapa del cilindro, es conocido como fuga externa. La fuga interna o externa, o ambas, causan una caída sustancial en la presión hidráulica y, finalmente, disminuir la velocidad o la controlabilidad del eje de salida ¹¹. Ver figura 1.

La dificultad para realizar una correcta detección de las fugas internas se encuentra en que son difíciles de detectar sin realizar previamente el correcto desarme del actuador para realizar una inspección, evaluación completa del su estado físico en cada uno de sus componentes, tomando en cuenta que se pueden provocar vibraciones inesperadas, daños en el sensor de posición, inestabilidad del actuador después de realizar el proceso de desarme y reconstrucción del actuador electrohidráulico.

¹⁰ JOSEPH T, Jose, *et al.* Early detection and classification of internal leakage in boom actuator of mobile hydraulic machines using SVM. En: Engineering Applications of Artificial Intelligence. Nov 2021, Vol. 106, 104492. ISSN: 0952-1976, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104492>.

¹¹ REZAZADEH, Amaneh Salmani; KOOFIGAR, Hamid Reza y HOSSEINNIA, Saeed. Robust Leakage Detection for Electrohydraulic Actuators Using an Adaptive Nonlinear Observer. EN: International journal of precision engineering and manufacturing. Marzo. 2014, Vol. 15, Nro. 3, pp. 391-397. doi: 10.1007/s12541-014-0349-2.

Figura 1. Representación sello dañado causante de falla de fuga interna.



Fuente: JIN, Yao, *et al.* Fault diagnosis of hydraulic seal wear and internal leakage using wavelets. En: *IEEE transactions on instrumentation and measurement*. 2019, vol. 68, nro. 4, pp.1026-1034.

En la figura 1 es posible ver el desgaste que se produce en los sellos internos del pistón de un servo actuador electrohidráulico de posición.

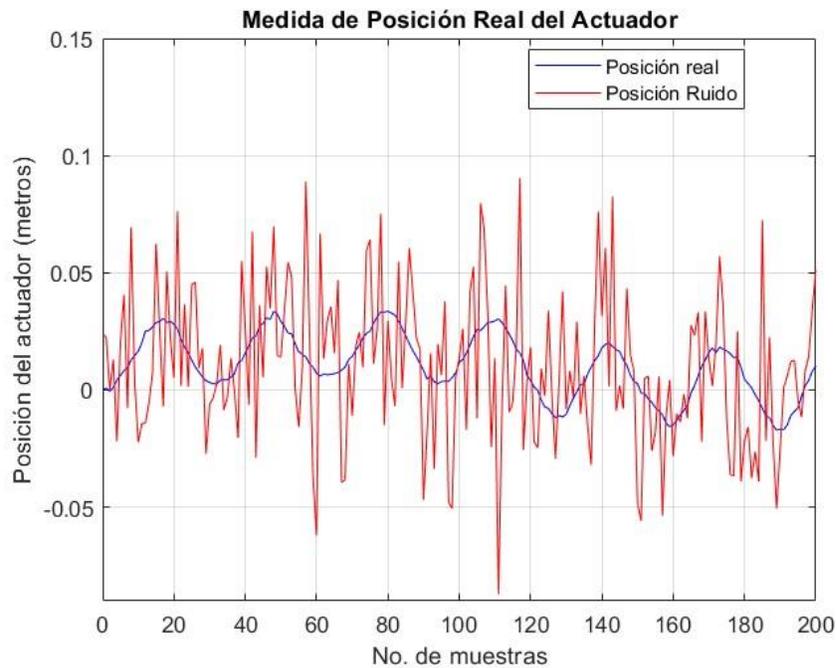
Los sistemas electrohidráulicos que utilizan válvulas hidráulicas, actuadores y sensores son sistemas mecatrónicos característicos. Para estos sistemas el sensor que mide el desplazamiento del actuador va montado en el cilindro, dicho sensor es un elemento fundamental para el control del sistema; este es un dispositivo inductivo diferencial (transformador diferencial variable lineal LVDT). Este dispositivo es seleccionado debido a su robustez y capacidad para trabajar en entornos industriales hostiles, lugares de trabajo con polvo, suciedad, aceite, entre otro ¹².

Existe otro tipo de falla particular que se presenta en los sistemas electrohidráulicos, esta deficiencia se presenta en el transductor de posición LVDT (linear variable differential Transformers). Al presentarse el mal funcionamiento del sistema se debe a la inducción

¹² DRUMEA, Andrei; SVASTA, Paul y BLEJAN, Marian. Modelling and simulation of an inductive displacement sensor for mechatronic systems. En: *33rd International Spring Seminar on Electronics Technology, ISSE 2010*. Warsaw, Poland, 2010, pp. 304-307, DOI: 10.1109/ISSE.2010.5547312.

de un ruido inesperado y error en la señal de retroalimentación, generando una señal de error falsa lo cual causa inexactitud de precisión, posición, velocidad, fuerza y control en el actuador ¹³.

Figura 2. Gráfico para representar fallas por ruidos en el sensor de posición (LVDT).



Fuente: Autoría propia.

En la figura 2 se puede observar las fallas de ruidos aleatorios o perturbaciones que pueden afectar la medida del sensor de posición del actuador electrohidráulico.

La principal motivación del presente proyecto desarrollado en el grupo de investigación DICBoT de la universidad industrial de Santander, radica en la contribución tecnológica

¹³ WITTENBACH, Robert D y COOK, Kenneth F. Detection of faults in linear and rotary voltage transducers. En: General Electric Co. Nov. 21, 2006. United states Patent. US007138794B1.

en el área de mantenimiento a la industria nacional e internacional que usan sistemas electrohidráulicos. Este aporte busca promover el uso de técnicas de mantenimiento predictivos inteligentes capaces de detectar, identificar y tolerar fallas hasta cierto punto de operación garantizando la confiabilidad y estabilidad de los procesos en los que actúan estos dispositivos.

1.2. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿Es posible diseñar, simular y verificar un programa que pueda detectar e identificar diferentes tipos de fallas, además de implementar un sistema tolerante a fallas mediante el uso de observadores o estimadores?

1.3. HIPÓTESIS

La detección de fallas de fugas internas mediante el uso de ecuaciones de paridad brinda la capacidad obtener una comparación entre el proceso real y el proceso nominal de estudio lo cual brinda la capacidad de detección e identificación de la deficiencia que se presenta en todas las variables del proceso. El uso de un observador óptimo aporta la identificación de estados reales del sistema y la eliminación de ruidos aleatorios que pudiesen inducirse en el caso de estudio.

1.4. JUSTIFICACIÓN

Con el desarrollo de este proyecto de investigación se busca brindar a la Universidad Industrial de Santander una estrategia enfocada en mantenimiento predictivos inteligentes que tenga la capacidad de detectar, identificar y tolerar fallas, que sea de utilidad para para la comunidad académica y para el campo de la industria que hacen uso de servosistemas electrohidráulicos de posición.

Los servosistemas electrohidráulicos poseen gran demanda en aplicaciones industriales por lo cual requieren alta seguridad y confiabilidad en los procesos de trabajo. Algunas fallas que se puedan presentar se pueden identificar por el bajo rendimiento del sistema, pero poco se puede hacer para mantener el rendimiento del sistema hasta una pronta intervención. Por lo que es necesario desarrollar un sistema de detecte, identifique y tolere fallas técnicas que se presenten en estos sistemas bajo estudio¹⁴.

Las paradas no programadas de un equipo en la industria representan un problema que retrasa la producción y trae las consecuencias altas pérdidas económicas. Tomando en consideración que la aparición de una falla repentina en un actuador, sensor u otra parte puede traer consigo además de las perdidas en dinero la posibilidad de pérdida de vidas humanas.

El objetivo primordial de este trabajo de investigación es mantener la confiabilidad y la seguridad del servosistema electrohidráulico de posición y del proceso, de esta forma contribuir a la disminución en costos de mantenimiento, mediante el desarrollo de una herramienta que sea capaz de detectar, identificar fallas en los sellos del pistón del servosistema electrohidráulico de posición y tolerar las fallas producto de perturbaciones; ruidos aleatorios que se introduzcan en el sensor transductor de posición (LVDT) que se encarga de medir la posición del actuador.

¹⁴ GUANGAN, Ren, *et al.* Position control of an electrohydrostatic actuator with tolerance to internal leakage. En: *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2016, vol. 24, nro. 6, pp. 2224-2232. doi: 10.1109/TCST.2016.2517568.

Esta metodología tiene como objetivo incentivar comunidad investigadora en el área de ingeniería especialmente en el de Ingeniería Mecánica a nivel nacional e internacional de tal manera que logra ayudar en cubrir o subsanar las necesidades de las universidades, empresas que necesiten realizar trabajos con actuadores electrohidráulicos.

Este proyecto de investigación ofrece una contribución a la comunidad científica a través de datos y resultados que será soporte para futuras investigaciones e implementaciones en el área.

2. OBJETIVOS

2.1. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un modelo de detección, identificación y diagnósticos con estrategia tolerante a fallas mediante una estimación óptima de tal manera que se logre la mitigación de los efectos de las fallas frente a las cargas externas garantizando la estabilidad y la confiabilidad de un servosistema electrohidráulico de posición.

2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Desarrollar el modelo matemático de un servosistema no-lineal de posición electrohidráulico incluyendo las fallas de fugas en los sellos de pistón y falla en el sensor de posición del servo-actuador de la mesa sísmica del laboratorio de dinámica estructural del grupo de investigación DICBoT.

Proponer un sistema de detección, identificación y tolerante a fallos basado en ecuaciones de paridad y observador de Kalman para el funcionamiento del servo-actuador a pesar de sufrir fallas de fugas en los sellos de pistón (Fallos de 0%, 10%, 20%, hasta 30% del flujo nominal de trabajo) y fallos del sensor LVDT de posición.

Realizar una validación numérica con la herramienta computacional Matlab y Simulink y comparar con otros modelos existentes basado en otros trabajos o modelos propuestos por ISERMANN¹⁵.

¹⁵ ISERMANN. Op. cit., p 12.

3. ESTADO DEL ARTE

El mantenimiento de los equipos industriales es una actividad clave ya que representa una alta repercusión en el área relacionada con costos y confiabilidad que respalda la capacidad de una entidad empresarial para ser competitiva en alta calidad, bajos precios, alto rendimiento. Las paradas no programadas de los dispositivos bien sean maquinaria, equipos o dispositivos postergan el buen funcionamiento de la entidad generando en uno de los casos la pérdida de la reputación ¹⁶. Es por esto por lo que detección anticipada de las fallas en servosistemas electrohidráulicos es de mucha importancia ya que se puede evitar la degradación del rendimiento del sistema, la baja productividad y evitar peligros que coloquen en riesgo vidas humanas o la economía de las entidades que están haciendo uso de estos.

Las fallas que se producen pueden ocurrir en los componentes del sistema; el sistema hidráulico, los componentes eléctricos o los partes físicos que lo componen. Para el tratamiento de las fallas se debe tener en cuenta algunas de sus desventajas como lo es el comportamiento no lineal, que se presentan en la histéresis magnética que manifiesta en la servoválvula que conduce al actuador por lo general no se tiene en cuenta, relación estática no lineal entre el la entrada de control y el flujo al actuador, los orificios que están dentro del sistema que producen zonas muertas, fuerza que fricción que se produce dentro del actuador, entre otras s ¹⁷.

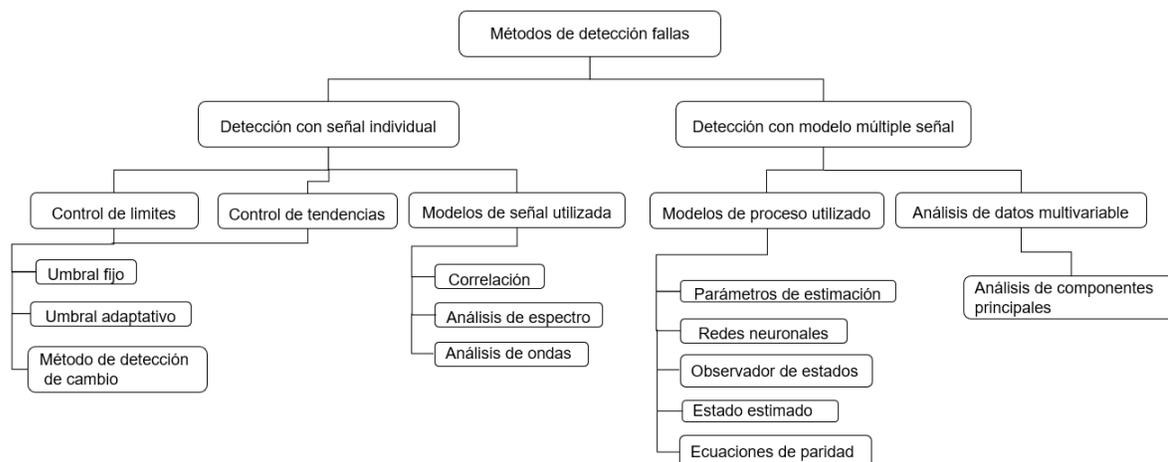
Para realizar el tratamiento de las fallas en servosistemas electrohidráulicos se requiere una correcta detección e identificación cuando esta deficiencia ocurra y posteriormente realizar una tolerancia para así poder garantizar la confiabilidad y estabilidad del sistema.

¹⁶ RAN, Yongyi, *et al.* A Survey of Predictive Maintenance: Systems, Purposes and Approaches. En: *IEEE communications surveys & tutorials*. 2019, vol. xx, nro, xx. doi: ArXiv, abs/1912.07383.

¹⁷ BASILE, Francesco, *et al.* Implementation of hydraulic servo controllers with only position measure. En: *International Journal of Robotics and Automation*. 2009, Vol. 24, nro. 1, pp. 1 doi:10.2316/Journal.206.2009.1.206-3128.

3.1. SISTEMA DE DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICOS DE FALLAS (FDD)

Figura 3. Clasificación de métodos de detección de fallas.



Fuente: ISERMANN, R. Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance. Alemania: Springer New York ,2006. p. 6 . ISBN 978-3-540-24112-6 DOI: <https://doi.org/10.1007/3-540-30368-5>.

En la figura 3 se pueden apreciar los diferentes tipos de métodos para detección de fallas en los sistemas dinámicos.

Siavash Sharifi y Ali Tivay en el 2018 plantearon una investigación en la que se implementaron conceptos de aprendizaje de representación para detectar fallas con menor complejidad en los servosistemas electrohidráulicos (EHSS), como son las fallas de fugas y daños en el sello del actuador durante el curso de su uso. Para encontrar el mapeo se propone un algoritmo de optimización a la medida y una función de costo adecuada para realizar la búsqueda de la nueva representación ¹⁸.

¹⁸ SHARIFI, Siavash, *et al.* Leakage fault detection in Electro-Hydraulic Servo Systems using a nonlinear representation learning approach. En: *ISA Transactions*. Febrero 2018, vol. 73, pp. 154-164. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2018.01.015>.

Mateo Dalla Vedova, Pier Carlo Berri, y otros en el año 2019 propusieron un algoritmo para la realización de la detección de fallas en un actuador electrohidráulico (EHAs), con la finalidad de identificar señales tempranas de fallas a través de reconocimiento de sus precursores y relacionando la degradación de sus patrones. La metodología se basa en la anticipación de fallas entrantes, activar alertas para poder realizar acciones correctivas. Esto se logró a través de modos determinísticos y heurísticos que convergen a los estados actuales de desgaste del sistema. Se tomaron tres modos de fallas y se realizaron las simulaciones, logrando la identificación de fallos en el EHAs con baja incidencia en falsas alarmas ¹⁹.

Chao Liu y Yunfang Wang en año 2020 mostraron un modelo de diagnóstico de fallas que utiliza una máquina de aprendizaje extremo (ELM), para distinguir la falla de una servoválvula electrohidráulica (EHSV). Primero describieron la estructura y el principio de funcionamiento de la EHSV. Posteriormente propusieron un modelo de diagnóstico de averías construido mediante un ELM tomando como entrada la curva característica de flujo en vacío y como salida la etiqueta de categoría. Establecieron las funciones de activación y el número de nodos de capa oculta en el ELM ²⁰.

Jianguo Miao y Jianyu Wang en el año 2021 propusieron un método de diagnóstico de fallas de actuador electrohidráulico (EHA) a través de la generación residual y el aprendizaje profundo. Inicialmente, construyeron varios observadores basados en una red neuronal de propagación inversa (BPNN) para generar residuos multicanal. Posteriormente, adoptaron una red neuronal convolucional (CNN) unidimensional (1-D) para lograr un

¹⁹ 2019 4TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM RELIABILITY AND SAFETY. (ICSRs). Fault detection and identification method based on genetic algorithms to monitor degradation of electrohydraulic servomechanisms. Lugar: Roma, 2019. pp. 304-311, doi: 10.1109/ICSRs48664.2019.8987734.

²⁰ LIU, Chao, *et al.* Fault diagnosis of electro-hydraulic servo valve using extreme learning machine. En: *International Transactions Electrical Energy Systems*, 2020. pp.1-10. doi: <https://doi.org/10.1002/2050-7038.12419>.

diagnóstico de fallas preciso aprovechando los residuos multicanal. El rendimiento fue validado experimentalmente ²¹.

Jia Jia y Jijing Lin en el año 2022 trabajaron una aplicación tecnológica con multimedia para detección y diagnóstico de fallas en un conjunto de maquinaria agrícola hidráulica. Analizaron las fallas de los componentes y del sistema hidráulico, luego construyeron un sistema experto para el diagnóstico de fallas y diseñaron una base de conocimientos y un motor de inferencia adecuados para el diagnóstico de fallas del sistema hidráulico de la maquinaria agrícola. Mostraron un diagnóstico de fallas de codificación escasa se integran con el sistema experto para mejorar la precisión del diagnóstico ²².

Zakaria Zemali y Lakhmissi Cherroun en el año 2023 realizaron un diagnóstico de fallas robusto fundamentado en observadores para las fallas de actuadores. Propusieron dos estimadores lineales: el filtro de Kalman y el estimador de Luenberger para observar los estados de salida del sistema de pitch con el fin de generar el residual adecuado entre las posiciones medidas de los álabes y los valores estimados. Se empleó un paso de inferencia como bloque de decisión para decidir la existencia de fallas en el proceso y para clasificar las fallas detectadas utilizando un umbral predeterminado definido por límites superior e inferior ²³.

²¹ MIAO, Jianguo, *et al.* Experimental investigation on electro-hydraulic actuator fault diagnosis with multi-channel residuals. En: ScienceDirect. Measurement. Vol. 180, agosto 2021, 109544. pp.1-9. doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109544>.

²² JIA, Jia y LIN, Jijing. Application of Modern Multimedia and Sensing Technology in Fault Detection and Diagnosis of Hydraulic Agricultural Machinery. En: *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022, vol. 2022, Article ID 8627554, pp. 8. doi: <https://doi.org/10.1155/2022/8627554>.

²³ ZEMALI, Zakaria, *et al.* Fault diagnosis-based observers using Kalman filters and Luenberger estimators: Application to the pitch system fault actuators. En: *Diagnostyka*. 2023, vol. 24, nro. 1, e-ISNN :2023110. doi:10.29354/diag/161307.

3.2. GENERACIÓN DE RESIDUAL PARA DETECTAR FALLAS

Yueyang Li y Hamid Reza Karimi en el año 2018 estudiaron la generación de un residual óptimo para realizar detección de fallas (FD) para un sistema lineal discreto variante en el tiempo (LVDT) que fueron sometidos a ciertas observaciones. Se realizó la inducción de un filtro de para realizar la detección de fallas (FDF) acompañado de cuatro matrices de parámetros como generador residual, el esquema fue desarrollado como dos problemas de optimización de tal forma de se mejora la sensibilidad del residual a la falla y se fortalece la robustez del residual de entrada desconocida. Se mostraron ejemplos para verificar la aplicabilidad de los métodos propuestos ²⁴.

Desham Mitra y Pulak Halder en el año de 2019 trabajaron un estudio sobre el desempeño de los sistemas de detección y aislamiento de fallas (FDI) por medio de gráficos de características operativas del receptor (ROC). Evidenciaron que decisiones de falla que fueron tomadas al probar hipótesis de detección complejas que implican a las señales residuales generadas por múltiples estimadores de estados y parámetros pueden mejorar el rendimiento del sistema FDI. Mostraron factores importantes como la elección de los generadores residuales, las hipótesis de detección y los umbrales de decisión y la velocidad de detección ²⁵.

Benjamin Jahn y Michael Bruckner en el año 2020 propusieron un método basado en un modelo de detección y aislamiento de fallas para motores síncronos usando enfoque de ecuaciones de paridad. Las ecuaciones del modelo polinomial fueron utilizadas para eliminar las variables desconocidas obteniendo así unas relaciones de redundancia

²⁴ YUEYANG, Li, *et al.* Optimal residual generation for fault detection in linear discrete time-varying systems with uncertain observations. En: Journal of the Franklin Institute. 2018, vol. 355, pp. 3330-3353. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2018.02.012>. ISSN 0016-0032.

²⁵ MITRA, Desham; HALDER, Pulak y MUKHOPADHYAY, Siddhartha. Improved Fault Detection and Isolation of Small Faults using Multiple Residual Generators and Complex Detection Hypotheses: Case Study of an Electro-Hydraulic Aerospace Actuator. En: *Annual Conference of the PHM Society*, sept. 22, 2019, pp.8. doi: 10.36001/PHMCONF.2019.V1111.848.

analítica para la generación residual. El método de detección y aislamiento de fallas a través de la simulación de varias fallas ²⁶.

Yuchen Jiang y Shen Yin, en el año 2021 propusieron un planteamiento novedoso para derivar vectores de paridad. Partiendo del espacio de paridad, se propuso una parametrización de los generadores residuales basados en las relaciones de paridad. Fue empleado un procedimiento iterativo que garantiza un error de regresión mínimo en la búsqueda de los parámetros óptimos. Los resultados obtenidos mostraron que los residuos generados por los enfoques propuestos pueden mejorar significativamente la sensibilidad a fallas pequeñas y, en consecuencia, la tasa de detección de fallas mejora en comparación con el enfoque tradicional no optimizado ²⁷.

Marco Antonio Rodríguez Blanco Y Víctor Golikov en el año 2022, mostraron un trabajo en el que aplicaron un método de detección de fallas basado en ecuaciones de paridad aplicado a motores de inducción trifásica (3PIM) en el que utilizaron un modelo simplificado y propuesto del (3PIM) trabajando en el marco de referencia síncrono D-Q, que se combinó con el modelo de motor de corriente continua para garantizar tanto la existencia del espacio de paridad y para asegurar un gran conjunto de fallas detectables en los parámetros (3PIM). Los resultados del experimento y de simulación validaron el esquema propuesto y así confirmaron un conjunto muy simple de ecuaciones residuales para garantizar tanto la detección temprana como una gran cantidad de fallas detectables ²⁸.

Lu Qian y Xingwei Zhao en el año de 2023, diseñaron en el marco del aprendizaje por refuerzo de actor crítico un control basado en observadores integrado con un generador

²⁶ JAHN, Benjamin, *et al.* Sensor fault detection for salient PMSM based on parity-space residual generation and robust exact differentiation. En: *IFAC-PapersOnLine*. 2020, vol. 53, pp. 86-91. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.099>. ISSN 2405-8963.

²⁷ JIANG, Yuchen; YIN, Shen y KAYNAK, Okyay. Optimized Design of Parity Relation-Based Residual Generator for Fault Detection: Data-Driven Approaches. En: *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2021, vol. 17, nro. 2, pp. 1449-1458. doi: 10.1109/TII.2020.2987840.

²⁸ RODRIGUEZ BLANCO, Marco Antonio, *et al.* Fault Diagnosis of Induction Motor Using D-Q Simplified Model and Parity Equations. En: *Energies* 2022. 2022, vol. 15, nro. 22, pp. 8372-8391. doi: <https://doi.org/10.3390/en15228372>.

residual que fue aplicado a sistemas robóticos. El proceso de aprendizaje fue construido por un medio de una función crítica tomando el estado del sistema original y su sistema gemelo. En consecuencia, se obtuvieron los parámetros del sistema y la ganancia de control, paralelamente a través del aprendizaje de prueba y error. Para alcanzar la estabilidad y confiabilidad del sistema, el control basado en el observador con el residual generador fue diseñado en base a los resultados aprendidos. El desempeño y la eficacia del esquema propuesto fue demostrado a través de un banco de pruebas del robot ²⁹.

3.3. DETECCIÓN Y TOLERANTE A FALLAS CON OBSERVADOR ÓPTIMO DE KALMAN

Daniel Ossing, Kevin Kurzenberger y otros en el año 2020, presentaron un documento que describe un nuevo enfoque de detección de fallas para el sensor de un controlador de dinámica de vehículos. Primeramente, se utilizó un modelo basado en observadores para incorporar la detección de fallas en el sistema. Luego, se realizó una clasificación de datos basados en el rendimiento de filtro de Kalman, el proceso se llevó a cabo con datos de un vehículo real, incorporando ciertas perturbaciones e incertidumbres, obteniendo una correcta clasificación de fallas que es posible su uso en otros vehículos ³⁰.

Yuting Gao, Yang Gao y otros en el año de 2021, Propusieron un esquema la detección y exclusión de fallas (FDE) basado en filtro de Kalman (KF) mejorado considerando el ruido coloreado (CKF) como un modelo autorregresivo de primer orden para mejorar el rendimiento de FDE. El desempeño del algoritmo FDE basado en CKF se evaluó con una aplicación al posicionamiento cinemático en tiempo real utilizando un receptor de bajo

²⁹ QIAN, Lu, *et al.* Design of observer-based control with residual generator using actor–critic reinforcement learning. En: *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*. 2023. vol. 4, nro. 4, pp. 734-743. doi: 10.1109/TAI.2022.3215671.

³⁰ OSSIG, Daniel L., *et al.* Sensor Fault Detection Using an Extended Kalman Filter and Machine Learning for a Vehicle Dynamics Controller. En: *IECON 2020 The 46th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Singapore*. 2020, pp. 361-366, doi: 10.1109/IECON43393.2020.9254448.

costo. La prueba de detección de fallas logró una mejora del 17,83 % en el rendimiento de FDE y una reducción en la tasa de falsas alarmas, de 23,33 a 5,50 %, en comparación con FDE basado en KF ³¹.

Germán Pizarro, Pablo Ploblete y otros en el año de 2022, presentaron una técnica basada en el filtrado de Kalman para estimar el voltaje del capacitor en cada submódulo (SM) y la corriente del convertidor. Este enfoque propuesto opera tanto en circuito abierto como en circuito cerrado, durante transitorios y estado estable, se usó un control de retroalimentación de estado basado en un estimador sin la necesidad de un sensor de voltaje por SM, y logro filtrar la interferencia electromagnética de los sensores de voltaje y corriente ³².

Moh Kamalul Wafi en el año de 2023 mostro un modelo hidráulico interconectado de tres tanques con una fuga en uno ellos. Realizo la discusión del modelo matemático junto a las propiedades de estabilidad de Lyapunov. La detección de falla se realizó mediante el error de estimación de estado con cierto umbral. Se comparo la eficacia del observador propuesto con el observador de Luenberger, el escalado adaptativo de Kalman y el filtrado de consenso ³³.

³¹ GAO, Yuting, *et al.* Enhanced fault detection and exclusion based on Kalman filter with colored measurement noise and application to RTK. En: *GPS Solut.* 2021, vol. 25, nro 82. doi: <https://doi-org.bibliotecavirtual.uis.edu.co/10.1007/s10291-021-01119-w>.

³² PIZARRO, Germán, *et al.* Extended Kalman Filtering for Full-State Estimation and Sensor Reduction in Modular Multilevel Converters. En: *IEEE Transactions on Industrial Electronics.* 2022, vol. 70, nro. 2, pp. 1927-1938. DOI: 10.1109/TIE.2022.3165286.

³³ WAFI, Moh Kamalul. Estimation and fault detection on hydraulic systems with adaptive-scaling Kalman and consensus filtering. En: *International Journal of Scientific and Research Publications.* 2023, vol. 11, nro 5, p. 8. DOI: <https://doi.org/10.29322/IJSRP.11.05.2021.p11308>.

4. MODELO MATEMÁTICO Y DINÁMICO DEL SERVO SISTEMA NO-LINEAL DE POSICIÓN ELECTROHIDRÁULICO CON LA INCLUSIÓN DE FALLAS EN EL SENSOR DE POSICIÓN (LVDT) Y FUGAS EN EL SELLOS DEL PISTÓN.

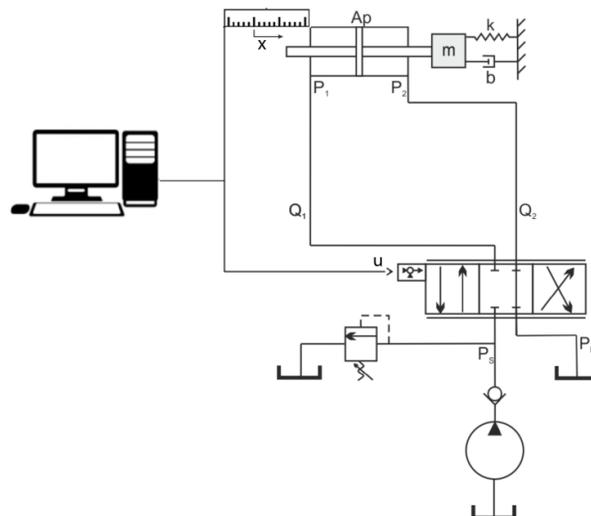
4.1. MODELO MATEMÁTICO Y DINÁMICO.

Tomando bajo consideración los componentes físicos que integran el servosistema no lineal electrohidráulico, actuador y servoválvula. Además de sus principios dinámicos como lo son la segunda ley de newton y la ley de continuidad, tener en cuenta que la servoválvula recibe la señal para accionar el actuador mediante la salida y entrada de fluido hidráulico, es factible hacer una representación matemática y dinámica mediante ecuaciones del modelo del sistema no lineal.

4.1.1. Modelo dinámico no lineal

Considerando que el actuador hidráulico es de doble vástago y que éste es accionado por una servoválvula, El motivo es que el vástago del actuador siga un desplazamiento x de óptima y precisamente. Ver figura 5.

Figura 4. Representación esquemática no lineal del servosistema electrohidráulico.



Fuente: BELEÑO ORTIZ, Juan Felipe. Sistema de detección, diagnóstico y tolerante a fallas en un servoactuador electrohidráulico. Magister en Ingeniería Mecánica. Bucaramanga.: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físicomecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica, 2019. 120p.

Del estema mostrado en la figura anterior se deriva el análisis de los componentes y de los principios físicos del servosistema.

4.1.2. Análisis del actuador

El desplazamiento horizontal del actuador que se obtiene mediante la salida y entada de fluido hidráulico es posible representarlo mediante la segunda Ley de Newton.

$$m\ddot{x}_p = A_p P_L - b\dot{x}_p - kx_p \quad (1)$$

Donde las constantes m , b , y k son respectivamente la masa de la carga, el coeficiente de amortiguamiento viscoso y constante de rigidez. El desplazamiento del actuador es x_p y el área anular del pistón es A_p . En el interior del pistón su diferencial P_L , se expresa como $P_L = P_1 - P_2$.

Al adjudicar el principio de continuidad en el actuador para tratar su dinámica es posible establecer la siguiente relación, se expresa como:

$$Q_L = A_p \dot{x}_p - \frac{V_t}{4\beta} \dot{P}_L \quad (2)$$

La constante β y V_t son respectivamente el módulo de Bulk efectivo y el volumen total de fluido hidráulico en el interior de las cámaras del actuador y las tuberías del sistema.

El flujo suministrado por la servoválvula que es adjudicado como Q_L , es definido mediante la siguiente relación ³⁴:

$$Q_L = \frac{(Q_1 + Q_2)}{2} \quad (3)$$

4.1.3. Análisis de la servoválvula

La relación entre el flujo suministrado por la servoválvula y el desplazamiento spool, al hacer la asunción que los orificios son simétricos y despreciando las fugas internas, se muestra esta conexión al usar la siguiente relación:

$$Q_L = C_d w x_v \sqrt{\frac{P_S - \text{sgn}(x_v) P_L}{\rho}} \quad (4)$$

En la anterior ecuación C_d es el coeficiente de descarga a través de los orificios, w es el gradiente de área del orificio, x_v es el desplazamiento del spool, P_S es la presión del suministro y ρ es la densidad del fluido hidráulico ³⁵.

Para observar la relación entre el voltaje de control y el desplazamiento del spool de la servoválvula hacemos uso de la ecuación diferencial de segundo orden:

$$u = \frac{1}{k_v} \left(\frac{1}{w_v^2} \ddot{x}_v + \frac{2\zeta_v}{w_v} \dot{x}_v + x_v \right) \quad (5)$$

³⁴ José Luis SARMIENTO y Carlos BORRAS PINILLA. "Modelling, design and analysis of three controllers based on LQR formulation for a non-linear hydraulic uniaxial seismic shake table". En: 3rd International Conference on Power, Energy and Mechanical Engineering (ICPEME 2019). Prague, Czech Republic, 2019, pp. 1-5.

³⁵ Ibid., p. 31

En la anterior ecuación k_v , ζ_v , w_v y u son respectivamente la ganancia de la servoválvula, el coeficiente de amortiguamiento, la frecuencia natural de la servoválvula y u es el voltaje de control ³⁶.

4.1.4. Relación de la servoválvula con el actuador

Para observar la relación que tiene la presión de carga con el desplazamiento spool y el desplazamiento del vástago del pisto hacemos uso de la siguiente relación ³⁷:

$$P_L = \frac{4\beta}{V_t} \left[C_d w x_v \sqrt{\frac{P_S - \text{sgn}(x_v) P_L}{\rho}} - A_p \dot{x}_p \right] \quad (6)$$

La ecuación (6), es no lineal por lo cual es preciso realizar una linealización por medio de

4.1.5. Ecuaciones de estado no lineal

Al tomar las ecuaciones (1), (2), (3), (4), (5), (6) y al designar los estados del sistema como $x_1 = x_p$, $x_2 = \dot{x}_p$, $x_3 = P_L$, $x_4 = x_v$ y $x_5 = \dot{x}_v$, es posible la construcción el conjunto de las ecuaciones de estado no lineal:

$$\dot{x}_1 = x_2 \quad (7)$$

$$\dot{x}_2 = \frac{1}{M} [A_p x_3 - B x_2 - K x_1] \quad (8)$$

$$\dot{x}_3 = \frac{4\beta}{V_t} \left[C_d w x_4 \sqrt{\frac{P_S - \text{sgn}(x_4) x_3}{\rho}} - A_p x_2 \right] \quad (9)$$

³⁶ SARMIENTO, José Luis y ORTIZ Juan Felipe. Diseño de la práctica de servos de fuerza en el banco Rexroth del laboratorio de servosistemas de potencia fluida. Trabajo de grado. Bucaramanga Santander. Universidad Industrial de Santander, 2016, pp. 166.

³⁷ Ibid., p. 32.

$$\dot{x}_4 = x_5 \quad (10)$$

$$\dot{x}_5 = w_v^2 \left[k_v u - \frac{2\zeta}{w_v} x_5 - x_4 \right] \quad (11)$$

4.1.6. Ecuaciones de estado lineal

Para llevar a cabo la linealización de las ecuaciones de estado no lineal, es necesario realizar una expansión Taylor de primer orden, alrededor de un punto de operación que es denotado como (o) :

$$Q_L = \left. \frac{\partial Q_L}{\partial x_v} \right|_{x_{vo}, P_{Lo}} x_v + \left. \frac{\partial Q_L}{\partial P_L} \right|_{x_{vo}, P_{Lo}} P_L = K_f x_v - K_p P_L \quad (12)$$

Los valores de las constantes K_f y K_p son obtenidos a partir de la linealización, reciben los nombres de ganancia de flujo y coeficiente de presión-flujo ³⁸.

$$K_f = C_d w \sqrt{\frac{P_s - \text{sgn}(x_{vo}) P_{Lo}}{\rho}}, \quad K_p = \frac{C_d w \text{sgn}(x_{vo})}{2\sqrt{\rho(P_s - \text{sgn}(x_{vo}) P_{Lo})}} \quad (13)$$

Las ecuaciones de estado lineal serán mostradas a continuación:

$$\Delta \dot{x}_1 = \Delta x_2 \quad (12)$$

$$\Delta \dot{x}_2 = \frac{1}{M} [A_p \Delta x_3 - B \Delta x_2 - K \Delta x_1] \quad (13)$$

$$\Delta \dot{x}_3 = \frac{4\beta}{V_t} [k_f \Delta x_4 - k_p \Delta x_5 - A_p \Delta x_2] \quad (14)$$

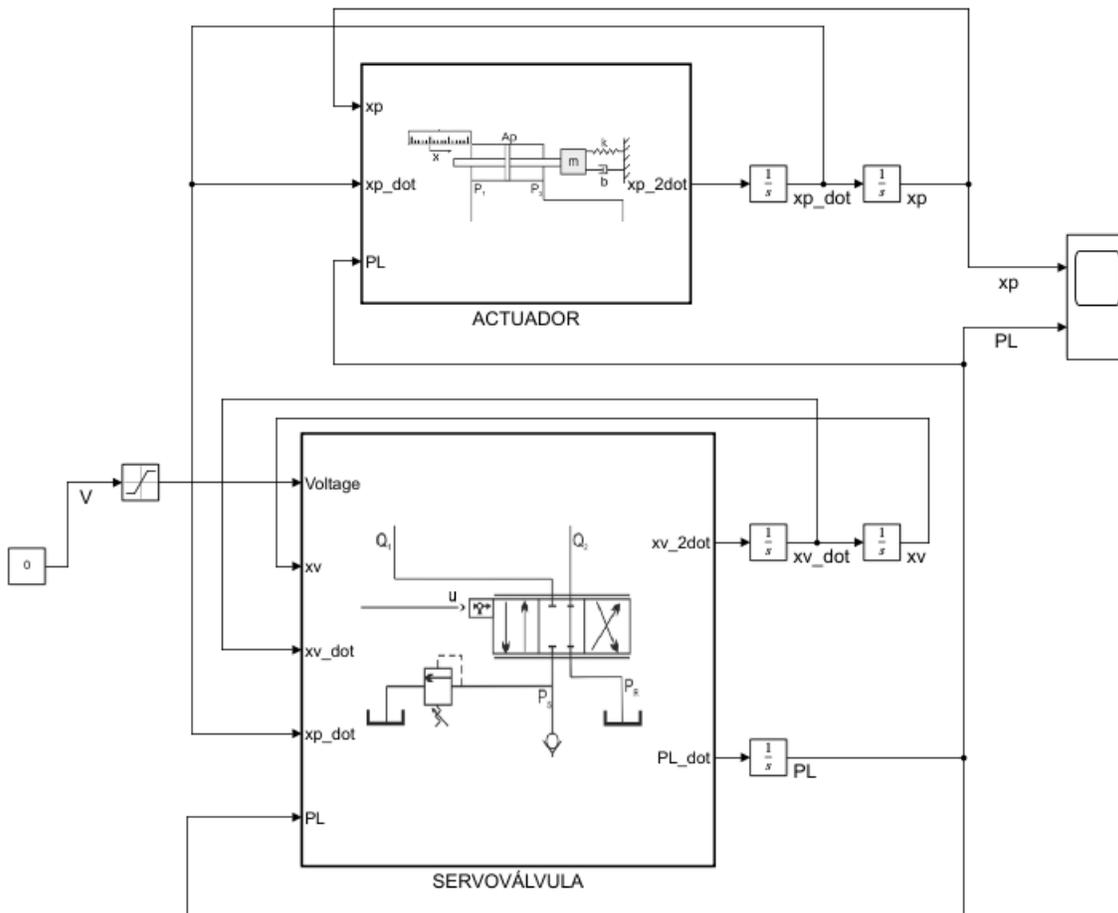
³⁸ ASME 2018 INTERNATIONAL MECHANICAL ENGINEERING CONGRESS AND EXPOSITION (IMECE 2018, Pittsburgh, PA, USA). Dynamic model and control designs for a nonlinear hydraulic actuator. 2018, pp. 1-10.

$$\Delta x_4 = \Delta x_5 \quad (15)$$

$$\Delta \dot{x}_5 = w_v^2 \left[k_v \Delta u - \frac{2\zeta}{w_v} \Delta x_5 - \Delta x_4 \right] \quad (16)$$

El prefijo (Δ), representa una perturbación alrededor del punto de operación, es decir; $\Delta x_p = x_p - x_{po}$.

Figura 5. Modelo de la planta de servosistema electrohidráulico de posición.



Fuente: Autoría propia.

En la figura 5 se aprecia el modelado realizado en el software Matlab en el ambiente Simulink para la representación de servosistema electrohidráulico de posición.

4.1.7. Representación en espacio de estado para el sistema lineal

Tomando como base las ecuaciones de estado se hace posible la construcción para representar el sistema en la forma de espacio de estados $\dot{x} = Ax + Bu$, y al tomar como medida $y = Cx$, el cual se presenta en las siguientes expresiones:

$$\begin{bmatrix} \Delta\dot{x}_1 \\ \Delta\dot{x}_2 \\ \Delta\dot{x}_3 \\ \Delta\dot{x}_4 \\ \Delta\dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{K}{M} & -\frac{B}{M} & \frac{A_p}{M} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{4\beta A_p}{V_t} & -\frac{4\beta k_p}{V_t} & -\frac{4\beta k_f}{V_t} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -w_v^2 & -2\zeta_v w_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \Delta x_3 \\ \Delta x_4 \\ \Delta x_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ k_v w_v^2 \end{bmatrix} [\Delta u] \quad (3)$$

$$\Delta y = [1 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0] \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \Delta x_3 \\ \Delta x_4 \\ \Delta x_5 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Para desarrollar las simulaciones se utilizaron valores de constantes obtenidos de otros trabajos de maestría de universidad industrial de Santander, parámetros físicos de partes del servoactuador electrohidráulico de posición que son representados en las siguientes tablas.

Tabla 1. Parámetros obtenidos a partir de otros trabajos.

Parámetro	Descripción	Valor	Unidad
b	Coeficiente de amortiguamiento	1000	$[Ns/m]$
k	Constante de rigidez	0	$[N/m]$
β	Módulo de Bulk	$6.89 * 10^6$	$[N/m^2]$
ρ	Densidad de fluido hidráulico	858	$[Kg/m^3]$
C_d	Coeficiente de descarga	0.6	-
w	Gradiente de área	0.02075	$[m]$
k_v	Ganancia - Servoválvula	$4.06 * 10^{-5}$	$[m/V]$
k_f	Ganancia - Servoválvula	1.123	$[m^2/s]$
k_p	Coeficiente presión - flujo	$9.5 * 10^{-11}$	$[m^3Pa/s]$

Tabla 2. Parámetros físicos del servoactuador electrohidráulico de posición.

Parámetro	Descripción	Valor	Unidad
m	Masa	85.3	$[Kg]$
A_p	Área del pistón	0.0016	$[m^2]$
V_t	Volumen total	$4.34 * 10^{-4}$	$[m^3]$

Tabla 3. Parámetros físicos obtenidos de catálogos de fabricantes.

Parámetro	Descripción	Valor	Unidad
P_s	Presión de suministro	3000	$[Psi]$
w_v	Frecuencia natural - Servoválvula	200	$[Hz]$
ζ_v	Coeficiente de amortiguamiento - Servoválvula		-

5. DESARROLLO DEL MODELO PARA DETECCIÓN, IDENTIFICACIÓN Y TOLERANTE A LOS FALLOS

5.1. INCLUSIÓN DE FALLAS EN EL SERVOACTUADOR ELECTROHIDRÁULICO.

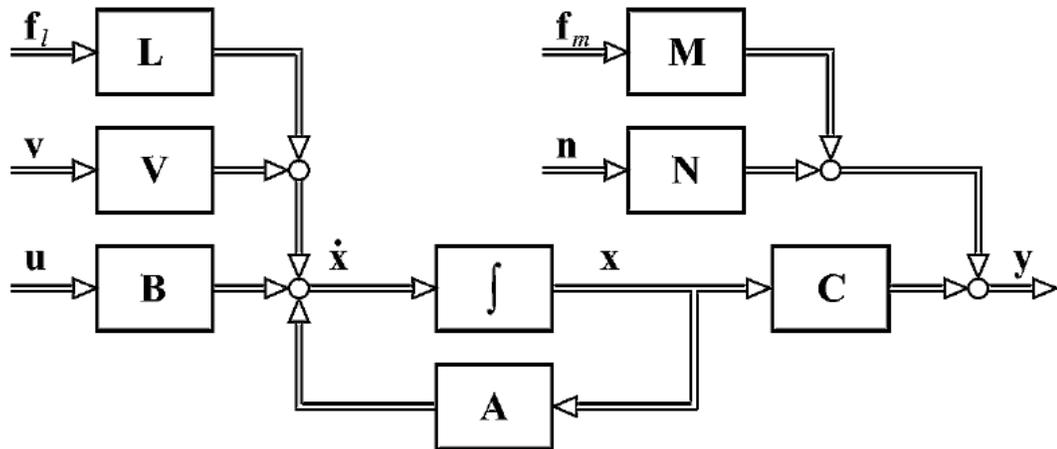
5.1.1. Fallas de ruido en el sensor de posición (LVDT).

Dado un proceso que es influenciado perturbaciones inmedibles $v(t)$ y $n(t)$ y, también por fallas aditivas $f_l(t)$ y $f_m(t)$, como se observa a continuación:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Vv(t) + Lf_l(t) \quad (19)$$

$$y = Cx(t) + Nn(t) + Mf_m(t) \quad (20)$$

Figura 6. Esquema de proceso con perturbaciones v , n y fallas aditivas f_l , f_m .



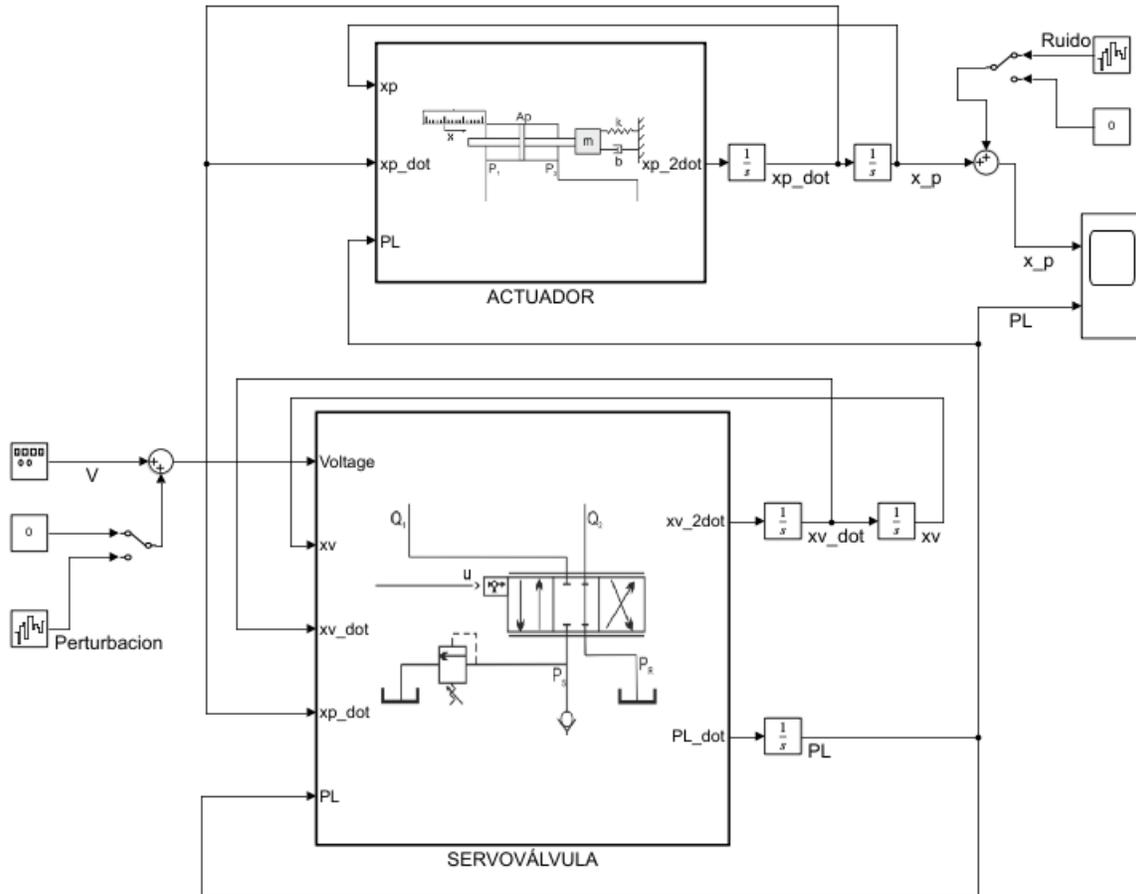
Fuente: ISERMANN, R. Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance. Alemania: Springer New York, 2006. p.233. ISBN 978-3-540-24112-6
DOI: <https://doi.org/10.1007/3-540-30368-5>.

Donde las constantes mostradas son:

- | | | | |
|-----|---|-------|---|
| u | Entrada del proceso $[p \times 1]$ | v | Vector entrada perturbación $[m \times 1]$ |
| x | Vector de estado proceso $[m \times m]$ | f_l | Vector entrada falla aditiva $[m \times 1]$ |
| y | Vector salida proceso $[r \times 1]$ | f_l | Vector salida falla aditiva $[r \times 1]$ |
| n | Vector salida perturbación $[1 \times r]$ | | |

En la figura 6 se aprecia la representación esquemática de un proceso multivariable el cual está afectado por fallas y perturbaciones aditivas.

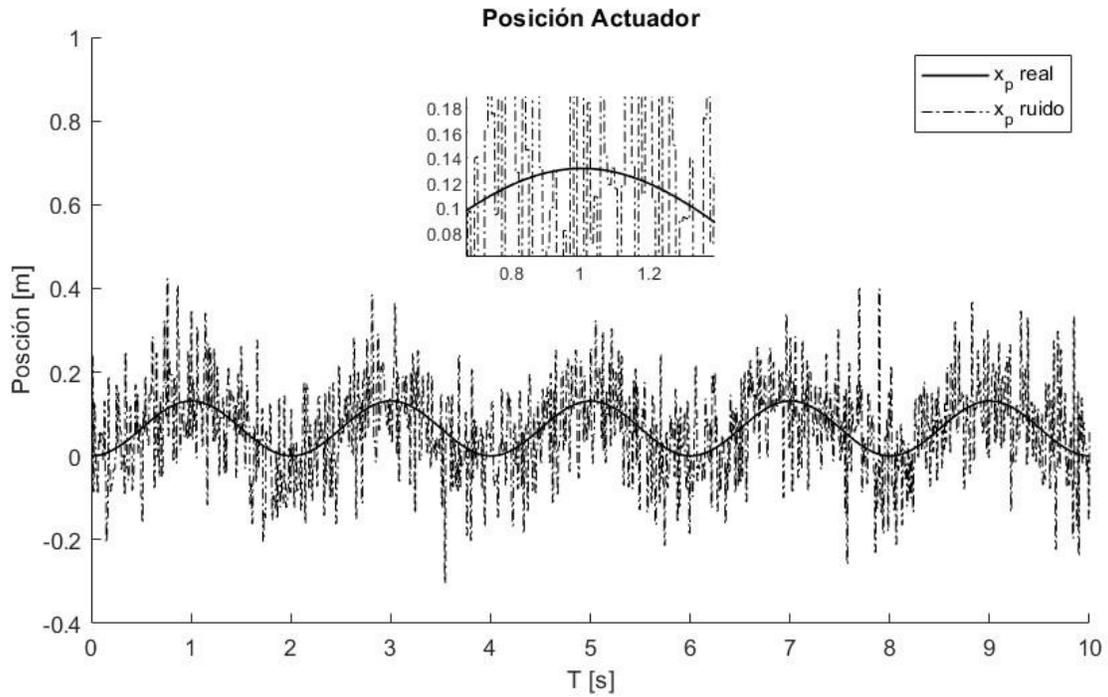
Figura 7. Esquema de inclusión de fallas de ruido y perturbaciones en el modelo.



Fuente: Autoría propia.

En la figura 7 es posible observar cómo se realizó la inclusión de ruidos y perturbaciones que afectaron las medidas del modelo dinámico.

Figura 8. Gráfico Posición vs Tiempo para una señal seno 1 [Hz].



Fuente: Autoría propia

En figura 8 es posible observar la posición real del sistema, y también se observa la posición que mide sensor (LVDT) la cual fue contaminada con un ruido blanco con poder de $1e-4$ para simular la falla del sensor.

5.1.2. Fallas de fuga en los sellos del pistón.

El flujo de la fuga a través del defecto en los sellos del pistón es modelado como flujo turbulento en un orificio, como lo muestra la siguiente relación:

$$Q_{leak} = C_{leak} a_{leak} \sqrt{\frac{2|P_L|}{\rho}} \operatorname{sgn}(P_L) \quad (21)$$

El coeficiente del orificio de descarga es C_{leak} , el área del orificio de fuga es a_{leak} , y el termino $\operatorname{sgn}(P_L)$ es usado para direccionar el flujo de la presión de carga del sistema ³⁹.

$$K_f = C_d w \sqrt{\frac{P_s - \operatorname{sgn}(x_{vo}) P_{Lo}}{\rho}}, \quad (22)$$

$$K_p = \frac{C_d w \operatorname{sgn}(x_{vo})}{2\sqrt{\rho(P_s - \operatorname{sgn}(x_{vo}) P_{Lo})}} \quad (23)$$

$$K_{leak} = \frac{C_{leak} a_{leak}}{\sqrt{2\rho P_{Lo}}} \quad (24)$$

Los parámetros K_p y K_{leak} son combinados como el coeficiente de flujo total de presión al punto de operación dado $K_{tp} = K_p + K_{leak}$.

Es evidente que la incertidumbre en los parámetros K_p y K_{tp} que surge debido a cambios de P_{Lo} que se presentan debido al cambio del punto de operación del sistema. Se tiene la expectativa que el rango de P_{Lo} este en $0.3 \text{ MPa} \leq P_{Lo} \leq 11.5 \text{ MPa}$. El máximo valor que debe tomar P_{Lo} debe ser $\sim 2 P_s/3$. La máxima holgura entre el pistón y la pared del cilindro debe ser $0.1 \text{ mm} \leq a_{leak} \leq 3 \text{ mm}$. Los rangos se muestran en la tabla 1.

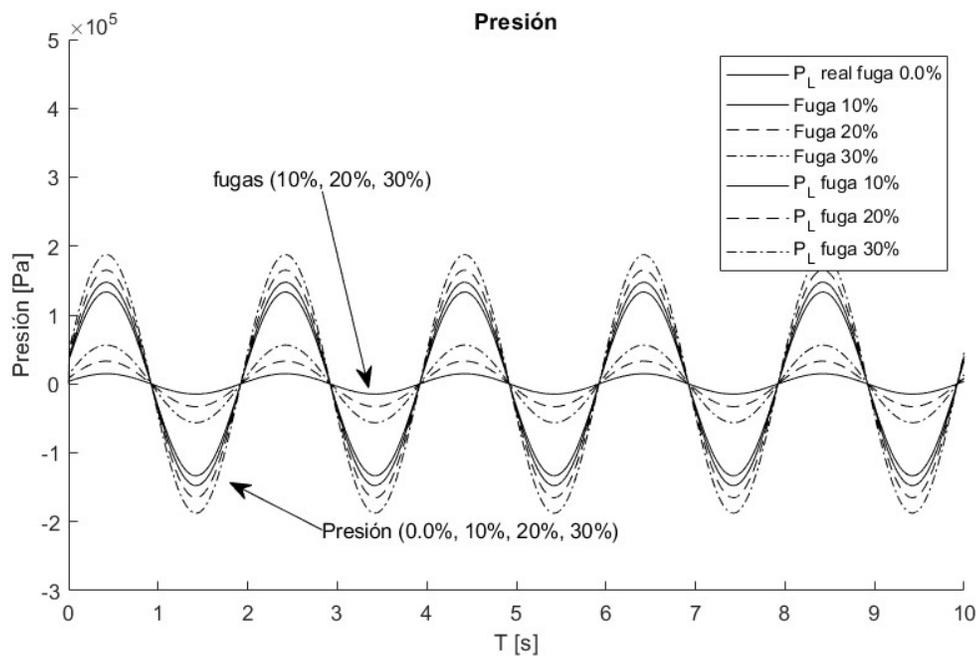
Tabla 4. Parámetros de fugas.

³⁹ KARPENKO, Mark SEPEHRI, Nariman. Fault-tolerant control of a servohydraulic positioning system with crossport leakage. En: *IEEE transactions on control systems technology*. 2005, vol. 13, nro. 15, pp.155-161. doi: 10.1109/TCST.2004.838570.

parámetro	símbolo	mínimo	nominal	máximo
Presión de carga (Mpa)	P_{Lo}	0.3	11.5	11.5
Área de orificio de fuga (mm^2)	a_{leak}	0	0	3.0
Ganancia de flujo servoválvula (mm^2/sec)	K_f	1.02	1.02	1.76
Coefficiente flujo presión total (m^3/sec)	K_{tp}	0	0	9.5×10^{-11}
Modulo efectivo de Bulk	β	550	689	895

Este proyecto se usaron fugas de 10%, 20%, 30% del flujo nominal de trabajo.

Figura 9. Gráfico Presión vs Tiempo para una señal seno 1 [HZ].



Fuente: Autoría propia

En la figura 9 se observa las fugas inducidas en el sistema y la respuesta la presión de cargar del sistema la cual se aumenta para compensar y lograr mantener posición del actuador estable.

5.2. MODELO DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS

Para detectar las fallas en el proceso de una forma sencilla lo que se hace es comparar el comportamiento del proceso con un modelo de proceso que describa un comportamiento óptimo, es decir, sin fallas. La diferencia de las señales entre el proceso real y el modelo sin fallas se expresa mediante residuos.⁴⁰ Estos residuos muestran las diferencias que existen entre los procesos real y el modelo; dando así, como resultado el poder realizar la detección de fallas en el servosistema electrohidráulico de posición.

En este apartado se lleva se desarrolla el modelo de detección y diagnóstico de fallas de fugas en el sello del pistón y fallas de ruidos las en el sensor de posición para el caso de estudio servosistema electrohidráulico de posición.

5.2.1. Ecuaciones de paridad

Al considerar un proceso lineal, inicialmente se tiene en cuenta un proceso de salida única de entrada única. El proceso se describe mediante la función de transferencia.

$$G_p = \frac{y_p(s)}{u(s)} = \frac{B_p(s)}{A_p(s)} \quad (25)$$

El proceso del modelo se describe mediante la función de transferencia.

$$G_m = \frac{y_m(s)}{u(s)} = \frac{B_m(s)}{A_m(s)} \quad (26)$$

Al realizar la asunción de que el modelo es conocido y tiene parámetros fijos conocidos:

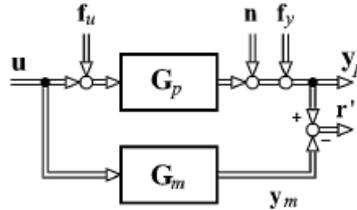
$$G_p(s) = G_m(s) + \Delta G_m(s) \quad (27)$$

Donde el termino $\Delta G_m(s)$ describe el modelo de error.

⁴⁰ ISERMANN. Op. cit., p 12.

Los residuos ahora se pueden formular por el error de salida o el error polinómico, como se muestra a continuación.

Figura 10. Generación residual con ecuaciones de paridad a partir del error de salida.

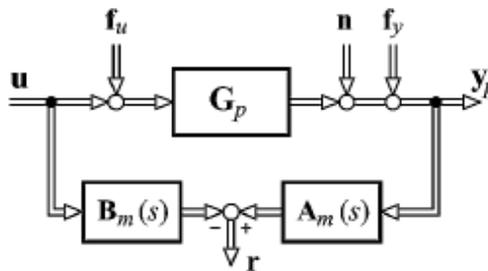


En la figura 10 se puede observar que los residuales se forman a partir del error del error de salida, el residuo se convierte en:

$$\begin{aligned}
 r'(s) &= y_p(s) - y_m(s) = y_p(s) - G_m(s)u(s) \\
 &= G_p(s)[u(s) + f_u(s)] + n(s) + f_y(s) - G_m(s)u(s) \quad (28) \\
 &= \Delta G_m(s)u(s) + G_p(s)f_u(s) + n(s) + f_y(s)
 \end{aligned}$$

Los residuos tienen un valor de cero para escenarios en los cuales el proceso y el modelo ideal no cuentan con la presencia de fallas aditivas f_u y f_y , y no tienen la presencia de ruido.

Figura 11. Generación residual con ecuaciones de paridad por error de Polinómico.



Para el error polinómico o error de ecuación, el residuo se convierte en:

$$\begin{aligned}
r(s) &= \mathbf{A}_m(s)y_p(s) - B_m(s)u(s) \\
&= \mathbf{A}_m(s)[G_p(s)[u(s) + f_u(s)] + n(s) + f_y(s)] - \mathbf{B}_m(s)u(s)
\end{aligned} \tag{29}$$

Si el proceso y el modelo están de acuerdo, lo ideal es que el residuo se convierta en:

$$r(s) = \mathbf{A}_m(s)[f_y(s) + n(s)] + \mathbf{B}_m(s)f_u(s) \tag{30}$$

5.2.2. Generación de residuales estructurales

El objetivo de diseño de residuales estructurados es generar buenos patrones de aislamiento de los vectores residuales. Los residuales deberían ser desacoplados de la falla que quiere ser detectada. El polinomio de error para un proceso MIMO con p entradas y r salidas es:

$$\mathbf{r}(s) = \mathbf{A}_m(s)\mathbf{y}_p(s) - \mathbf{B}_m(s)\mathbf{u}_p(s) \tag{31}$$

Para generar los residuales estructurados esta ecuación es multiplicada por la matriz de generación residual \mathbf{W} .

$$\mathbf{r}^*(s) = \mathbf{W} [\mathbf{A}_m(s)\mathbf{y}_p(s) - \mathbf{B}_m(s)\mathbf{u}_p(s)] \tag{32}$$

En descomposición vectorial será:

$$\begin{aligned}
\mathbf{r}^*(s) = \mathbf{W}(s) & \left\{ \begin{aligned} & \left[\begin{array}{cccc} \mathbf{A}_1(s) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_2(s) & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{A}_3(s) \end{array} \right] \begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \\ \vdots \\ y_3(s) \end{bmatrix} \\ & - \left[\begin{array}{cccc} \mathbf{B}_1(s) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{B}_2(s) & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{B}_3(s) \end{array} \right] \begin{bmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \\ \vdots \\ u_3(s) \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \tag{33}
\end{aligned}$$

Para obtener ceros en \mathbf{r}^* la matriz \mathbf{W} tiene que ser seleccionada tal que los elementos de \mathbf{r}^* se conviertan en independientes de cada medida. Por tanto:

$$\mathbf{W}_y \mathbf{A}_m(s) = 0 \quad \text{y} \quad \mathbf{W}_u \mathbf{B}_m(s) = 0 \quad (32)$$

$$\mathbf{W}^T = [\mathbf{W}_y \quad \mathbf{W}_u] \quad (33)$$

Al cambiar la notación tenemos que:

$$\begin{bmatrix} r_1^* \\ r_2^* \\ \vdots \\ r_r^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{y1}^T(s) \\ \mathbf{w}_{y2}^T(s) \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{u1}^T(s) \\ \mathbf{w}_{u2}^T(s) \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$[\mathbf{A}_1(s)y_1(s) + \mathbf{A}_2(s)y_2(s) + \dots + \mathbf{B}_1(s)u_1(s) + \mathbf{B}_2(s)u_2(s) + \dots] \quad (35)$$

Obteniendo las siguientes expresiones:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{y1}^T(s)\mathbf{A}_1(s) &= 0 \text{ independiente de } y_1(s) \\ \mathbf{w}_{y2}^T(s)\mathbf{A}_2(s) &= 0 \text{ independiente de } y_2(s) \\ &\vdots \\ \mathbf{w}_{u1}^T(s)\mathbf{B}_1(s) &= 0 \text{ independiente de } u_1(s) \\ \mathbf{w}_{u2}^T(s)\mathbf{B}_2(s) &= 0 \text{ independiente de } u_2(s) \\ &\vdots \end{aligned} \quad (36)$$

5.2.3. Desarrollo de residuales estructurados

Los residual estructural fueron utilizados identificar sobre que residuales tienen influencia las fallas y sobre cuáles no. La meta de los residuales estructurados es general un buen patrón de aislamiento del vector residual. El significado de lo anterior es que el residual debe ser independiente de la falla que se quiere detectar.

Considerando el modelo del servoactuador electrohidráulico lineal representado en tiempo continuo conformado por las ecuaciones:

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= x_2 \\
 \dot{x}_2 &= -\frac{K}{m}x_1 - \frac{B}{m}x_2 + \frac{1}{m}A_p x_3 \\
 \dot{x}_3 &= -\frac{4\beta}{V_t}Ax_2 - \frac{4\beta}{V_t}k_p x_3 + \frac{4\beta}{V_t}k_f x_4 \\
 \dot{x}_4 &= x_5 \\
 \dot{x}_5 &= -w_v^2 x_4 - 2\zeta_v w_v x_5 + w_v^2 k_v u
 \end{aligned} \tag{37}$$

Al utilizar la transformada de Laplace nos permite representarlos:

$$\begin{aligned}
 s x_1(s) &= x_2(s) \\
 m s x_2(s) &= -K x_1(s) - B x_2(s) + A_p x_3(s) \\
 \frac{V_t}{4\beta} s x_3(s) &= -A x_2(s) - k_p x_3(s) + k_f x_4(s) \\
 s x_4(s) &= x_5(s) \\
 s x_5(s) &= -w_v^2 x_4(s) - 2\zeta_v w_v x_5(s) + w_v^2 k_v u(s)
 \end{aligned} \tag{38}$$

Se iguala a cero las ecuaciones mediante transporte de coeficientes y variables.

$$\begin{aligned}
 0 &= sx_1(s) - x_2(s) \\
 0 &= Kx_1(s) + Bx_2(s) + msx_2(s) - A_px_3(s) \\
 0 &= Ax_2(s) + \frac{V_t}{4\beta}sx_3(s) + k_px_3(s) - k_fx_4(s) \\
 0 &= sx_4(s) - x_5(s) \\
 0 &= w_v^2x_4(s) + sx_5(s) + 2\zeta_v w_v x_5(s) - w_v^2k_v u(s)
 \end{aligned} \tag{39}$$

En notación vectorial será:

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} s \\ K \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_1(s) + \begin{bmatrix} 1 \\ sm + B \\ A_p \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_2(s) + \begin{bmatrix} 0 \\ A_p \\ \frac{V_t}{4\beta}s + k_p \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_3(s) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -k_f \\ s \\ w_v^2 \end{bmatrix} x_4(s) \\
 &+ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ s + 2\zeta_v w_v \end{bmatrix} x_5(s) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -w_v^2k_v \end{bmatrix} u(s)
 \end{aligned} \tag{40}$$

Posteriormente para lograr obtener los residuales estructurales multiplicamos la matriz de generación residual $\mathbf{W}(s)$ por la representación en notación vectorial permitiendo:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{r}(s) &= \mathbf{W}(s) \left[\begin{bmatrix} s \\ K \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_1(s) + \begin{bmatrix} 1 \\ sm + B \\ A_p \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_2(s) + \begin{bmatrix} 0 \\ A_p \\ \frac{V_t}{4\beta}s + k_p \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_3(s) \right. \\
 &\left. + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -k_f \\ s \\ w_v^2 \end{bmatrix} x_4(s) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ s + 2\zeta_v w_v \end{bmatrix} x_5(s) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -w_v^2k_v \end{bmatrix} u(s) \right]
 \end{aligned} \tag{40}$$

La independencia de los residuales de las señales medidas es obtenido mediante esta siguiente relación:

$$w_1^T(s) \begin{bmatrix} s \\ K \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \rightarrow \quad (41)$$

$$w_1^T(s) = [-K \quad s \quad 0 \quad 0 \quad 0] \text{ independiente de } (x_1)$$

$$w_2^T(s) \begin{bmatrix} 1 \\ sm + B \\ A_p \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \rightarrow \quad (42)$$

$$w_2^T(s) = [0 \quad -A_p \quad sm + B \quad 0 \quad 0] \text{ independiente de } (x_2)$$

$$w_3^T(s) \begin{bmatrix} 0 \\ A_p \\ \frac{V_t}{4\beta}s + k_p \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \rightarrow \quad (43)$$

$$w_3^T(s) = \left[0 \quad \frac{V_t}{4\beta}s + k_p \quad -A_p \quad 0 \quad 0 \right] \text{ independiente de } (x_3)$$

$$w_4^T(s) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -k_f \\ s \\ w_v^2 \end{bmatrix} = 0 \rightarrow \quad (44)$$

$$w_4^T(s) = [0 \quad 0 \quad -s \quad k_f \quad 0] \text{ independiente de } (x_4)$$

$$w_5^T(s) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ s + 2\zeta_v w_v \end{bmatrix} = 0 \rightarrow \quad (45)$$

$$w_5^T(s) = [0 \quad 0 \quad 0 \quad s + 2\zeta_v w_v \quad 1] \text{ independiente de } (x_5)$$

$$w_6^T(s) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -w_v^2 k_v \end{bmatrix} = 0 \rightarrow \quad (46)$$

$$w_6^T(s) = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0] \text{ independiente de } (x_6)$$

Se obtiene la matriz de generación de residual se convierte en:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} -K & s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -A_p & sm + B & 0 & 0 \\ 0 & \frac{V_t}{4\beta} s + k_p & A_p & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s & k_f & 0 \\ 0 & 0 & 0 & s + 2\zeta_v w_v & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (47)$$

Finalmente obtenemos los residuales para el servosistema que son obtenidos de la multiplicación de 47 y 39.

$$\begin{aligned}
 r_1(t) &= Kx_2(t) + B\dot{x}_2(t) + m\ddot{x}_2(t) - A_p\dot{x}_3(t) \\
 r_2(t) &= -A_pKx_1(t) + (A_p^2 + B)x_3(t) + (mk_p + B\frac{V_t}{4\beta})\dot{x}_3(t) + mB\frac{V_t}{4\beta}\ddot{x}_3(t) \\
 &\quad - mk_p\dot{x}_4(t) \\
 r_3(t) &= k_pKx_1(t) + \frac{V_t}{4\beta}\dot{x}_1(t) + (A_p^2 + Bk_p)x_2(t) + (mk_p + B\frac{V_t}{4\beta})\dot{x}_2(t) \\
 &\quad + m\frac{V_t}{4\beta}\ddot{x}_2(t) - A_pk_f x_4(t) \\
 r_4(t) &= A_p\dot{x}_2(t) + k_p\dot{x}_3(t) + \frac{V_t}{4\beta}\ddot{x}_3(t) - k_f x_5(t) \\
 r_5(t) &= \ddot{x}_4(t) + 2\zeta_v w_v \dot{x}_4(t) - k_v w_v^2 u(t) + w_v^2 x_4(t) \\
 r_6(t) &= \dot{x}_4(t) - x_5(t)
 \end{aligned} \tag{48}$$

Tabla 5. Comportamiento de fallas en diferentes componentes.

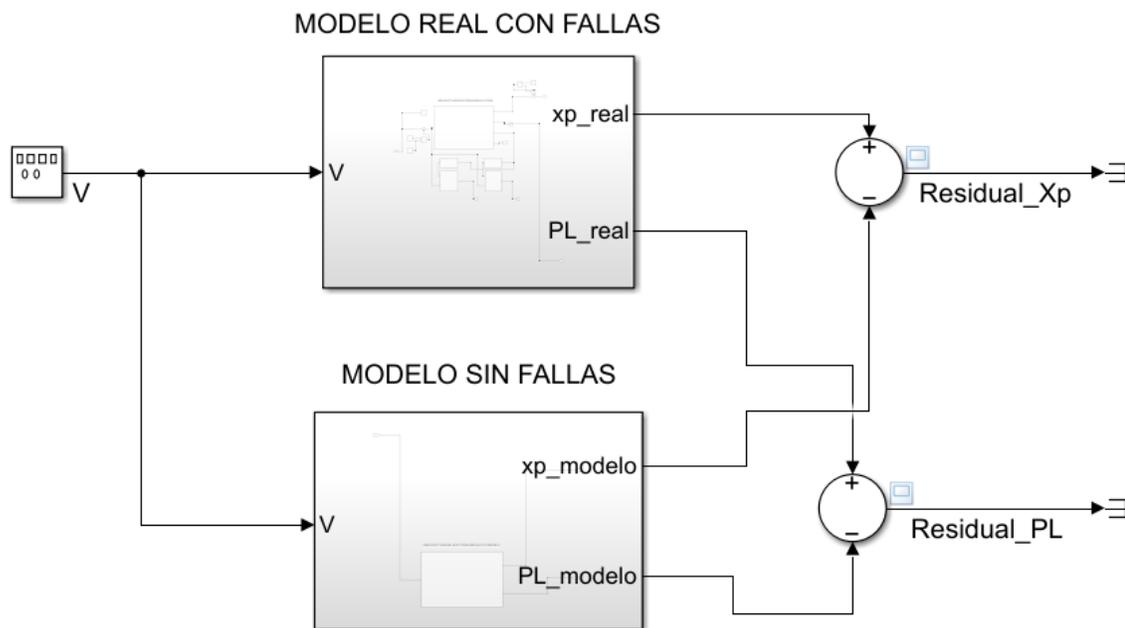
Fallas aditivas en los sensores					
	$+fx_1$	$+fx_2$	$+fx_3$	$+fx_4$	$+fx_5$
r_1	0	+1	0	0	0
r_2	-1	0	+1	0	0
r_3	+1	+1	0	-1	0
r_4	0	0	0	-1	0
r_5	0	0	0	+1	0
r_6	0	0	0	0	-1

En la tabla 2 interior podemos confirmar a través de los signos de los residuales y la inclusión de las fallas en cada uno de los sensores que es posible un asilamiento y de fallas ya no que posees el mismo comportamiento.

5.2.4. Simulación del algoritmo para detección e identificación de fallas

Se inicia con la elección del método de generación de residuos, posteriormente se realiza el modelado de los cuatro estados de fallas, después se hace la extracción del residual entre el proceso real y el modelo.

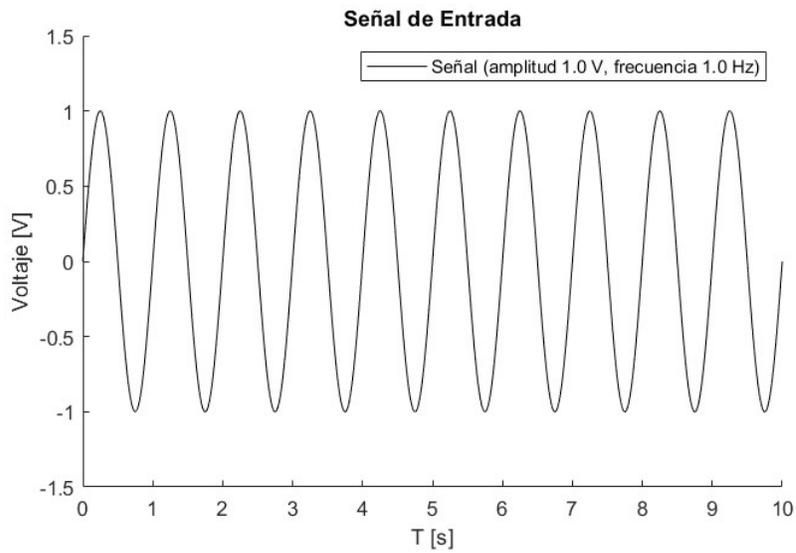
Figura 12. Modelo general de esquema de residual.



Fuente: Autoría propia.

La figura 12 muestra el esquema de simulación en el software de cómputo en ambiente Simulink para así poder obtener los residuos y detectar fallas.

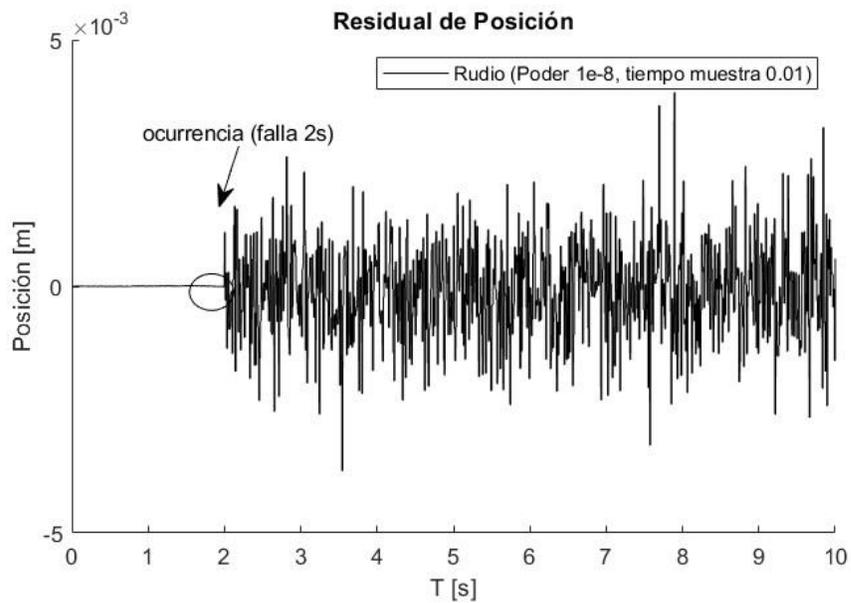
Figura 13. Señal de excitación para generación de residual.



Fuente: Autoría propia.

En la figura 13 se observa señal de excitación para la identificación de residuales.

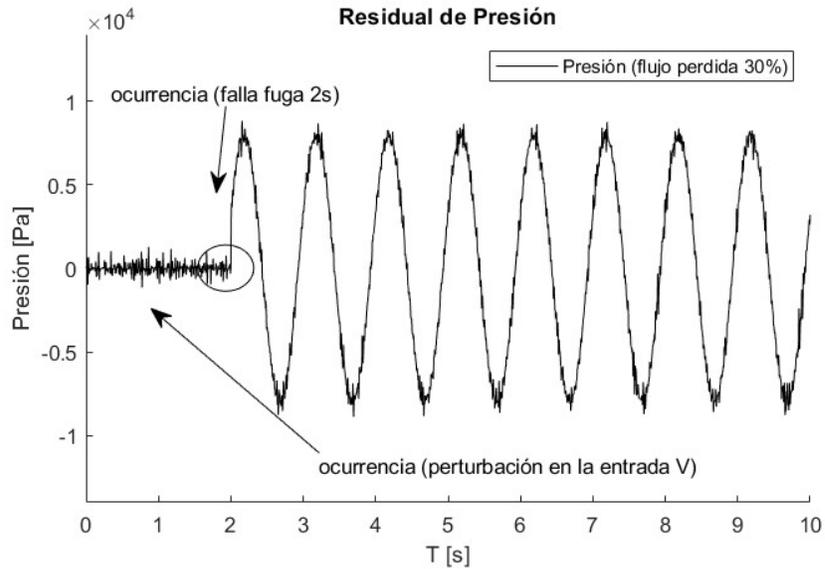
Figura 14. Residuos para la detección de fallas de ruido en sensor de posición.



Fuente: Autoría propia.

En la figura 14 se observa la detección de falla de ruido por medio de residuos.

Figura 15. Residuos para la detección de fallas de fugas interna en los sellos del pistón.



Fuente: Autoría propia.

En la figura 15 se observa una señal de ruido blanco inducida en la entrada de voltaje y se observa la detección de la falla de fuga inducida en el segundo 2 por medio de los residuos.

5.3. MODELO TOLERANTE A FALLAS EN EL SENSOR DE POSICIÓN (LVDT) DEL SERVOACTUADOR ELECTROHIDRÁULICO

La tolerancia a las fallas es descrita como la noción de tratar de contener el resultado de las fallas para que los componentes del sistema sigan funcionando a pesar de sufrir el efecto que se produjo. El objetivo es compensar la deficiencia de tal manera que no conducen a fallas del sistema, la forma más obvia de alcanzar este objetivo es la redundancia en componentes, unidades o subsistemas. En un servosistema electrohidráulico de posición, los ruidos $n(k)$ y las perturbaciones $w(k)$, pueden estar presentes en muchas ocasiones, por lo cual es aconsejable utilizar un modelo tolerante a fallas en redundancia analítica ⁴¹.

Para el tratamiento de las fallas que son generadas por ruidos o perturbaciones en el sensor de posición ⁴². Después de haber hecho la revisión bibliográfica se resaltó el uso del observador óptimo de Kalman; este filtro rechaza estas perturbaciones, con el objetivo de crear tolerancia a las fallas que se presenten ⁴³.

En este apartado se muestra el desarrollo las ecuaciones que usa el filtro de Kalman y se realiza la simulación del modelo para observar el comportamiento del servosistema electrohidráulico de posición con la inclusión de fallas generadas por ruidos o perturbaciones.

⁴¹ ISERMANN. Op. cit., p 12.

⁴² NAHIAN, Syed Abu, *et al.* Modeling and fault tolerant control of an electro-hydraulic actuator. En: *International of Precision Engineering and Manufacturing*. 2016, vol. 17, pp. 1285–1297. DOI: <https://doi.org/bibliotecavirtual.uis.edu.co/10.1007/s12541-016-0153-2>.

⁴³ CASTAÑEDA CÁRDENAS, José Ancizar, *et al.* Análisis y aplicación del filtro de Kalman a una señal con ruido aleatorio. En: *Scientia et Technica Año XVIII*. 2013, vol. 18, nro. 1, pp. 267-273. ISSN 0122-1701.

5.3.1. Observador óptimo de Kalman

Para procesos lineales con múltiples entradas y múltiples salidas con señales de tiempo discreto sin perturbaciones estocásticas.

$$x(k + 1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (49)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (50)$$

El observador de estado correspondiente es:

$$\hat{x}(k + 1) = Ax(k) + Bu(k) + H[y(k) - c\hat{x}(k)] \quad (51)$$

La ecuación de error como una salida error es:

$$e(k) = y(k) - C\hat{x}(k) \quad (52)$$

Y la ecuación de estado de error será:

$$\hat{x}(k + 1) = [A - HC] \hat{x}(k) \quad (53)$$

Si no hay perturbaciones en el proceso, el observador converge a las variables de estado reales, si los eigenvalores $A - HC$ son asintóticamente estables. La velocidad de convergencia esta influenciada por la ganancia H . Bajo la influencia de perturbaciones estocásticas la reconstrucción de estados con observadores no es óptima. La reconstrucción de estados debería simultáneamente seguir los variables de estado reales y expulsar los efectos del ruido.

Para un proceso que es considerado bajo los efectos de ruidos estocásticos $v(k)$ en la entrada y $n(k)$ en la salida, se tiene.

$$x(k + 1) = Ax(k) + Bu(k) + Vv(k) \quad (54)$$

$$y(k) = Cx(k) + n(k) \quad (55)$$

Haciendo la asunción de que las matrices A, B, C y V son conocidas. Los estados iniciales $x(0)$ no es conocido, pero si es conocida información probabilística acerca de $x(0)$, también hacer de $v(k)$ y $n(k)$. Estas variables son asumidas que puedes ser independientes estáticamente y tiene una distribución normal (Gaussiana) de valores medidos.

$$E\{x(0)\} = x_0; \quad E\{v(k)\} = 0; \quad E\{n(k)\} = 0 \quad (56)$$

La covarianza de las matrices

$$\begin{aligned} E\{(x(0) - x_0)(x(0) - x_0)^T\} &= x_0; \\ E\{v(k)v^T(k)\} &= M; \\ E\{n(k)n^T(k)\} &= N \end{aligned} \quad (57)$$

Las matrices M y N son asumidas como conocidas para tener una medida acerca del tamaño del ruido. Como la estimación del error no puede converger a cero, la mejor estimación para encontrar el vector de estado $x(k)$ basado en la medida de las variables de entradas $u(k)$ y las variables de salida $y(k)$. La estimación de mínimos cuadrados requiere.

$$\min ||x(k) - \hat{x}(k|j)||^2 \quad (58)$$

Dos instantes de tiempo diferente son usados aquí. k mide el tiempo presente y j el instante de tiempo usado de la medida. El estado de estimación puede ser de las siguientes formas:

$$\begin{aligned} k > j & \text{ problema de predicción} \\ k = j & \text{ problema de filtración} \\ k < j & \text{ problema de suavizado} \end{aligned} \quad (59)$$

El problema de filtración y la predicción hacia un paso es considera a continuación. Las medidas usadas para la salida son:

$$Y_j = \{y(0), y(1), \dots, y(j)\} \quad (60)$$

La siguiente notación es usada:

$$\text{Estimación óptima} \quad \hat{x}(k|j) = E\{x(k)|Y_j\} \quad (61)$$

$$\text{Erro de estimación} \quad \tilde{x}(k|j) = x(k) - \hat{x}(k|j) \quad (62)$$

$$\text{Matriz de covarianza del estimado de error} \quad P^-(k+1) = E\{\tilde{x}(k+1|j)\tilde{x}^T(k+1|k)\} \quad (63)$$

$$P(k+1) = E\{\tilde{x}(k+1|k+1)\tilde{x}^T(k+1|k+1)\}$$

Para un instante de tiempo $k+1$ las variables de estados $x(k+1)$

$$\hat{x}(k+1|k) = A\hat{x}(k|k) + Bu(k) + V\bar{v} \quad (64)$$

Donde $v(k)$ es desconocido.

$$\hat{x}(k+1|k) = A\hat{x}(k|k) + Bu(k) \quad (65)$$

Al tiempo de $k+1$ la medida de la salida $y(k+1)$ esta disponible.

$$y(k+1) = Cx(k+1) + n(k+1) \quad (66)$$

Sea K de $(m \times m)$ es una matriz de pesos la cual tiene la como fin minimizar la covarianza de estimación de error $P(k-1)$. La secuencia del calculo del algoritmo de filtro de Kalman es:

Predicción:

$$\hat{x}(k+1|k) = A\hat{x}(k|k) + Bu(k) \quad (67)$$

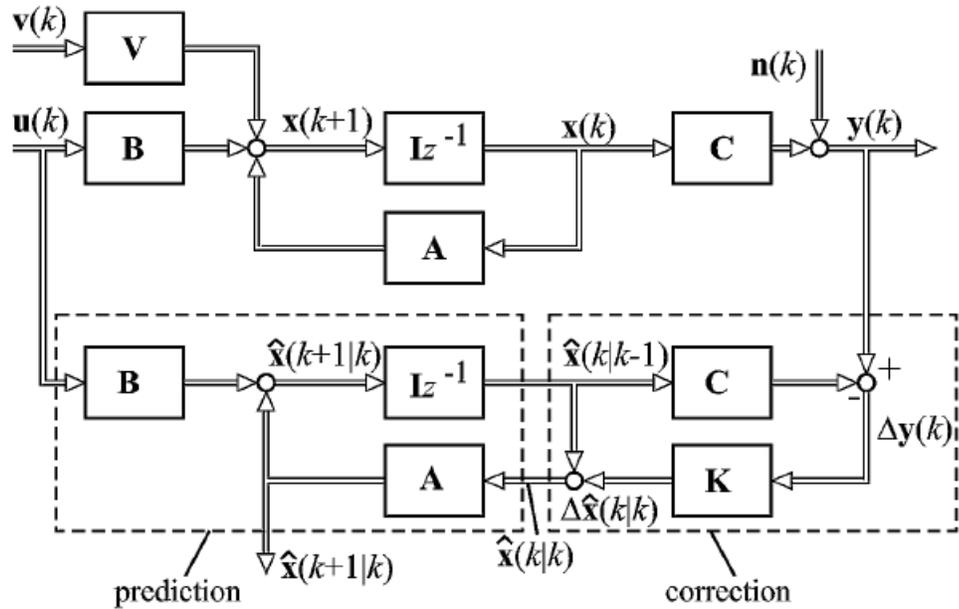
$$P^-(k+1) = AP(k)A^T + VMV^T \quad (68)$$

Corrección:

$$\bar{K} = P^-C^T[CP^-C^T + N]^{-1} \quad (69)$$

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + \bar{K}[y(k+1) - C\hat{x}(k+1|k)] \quad (70)$$

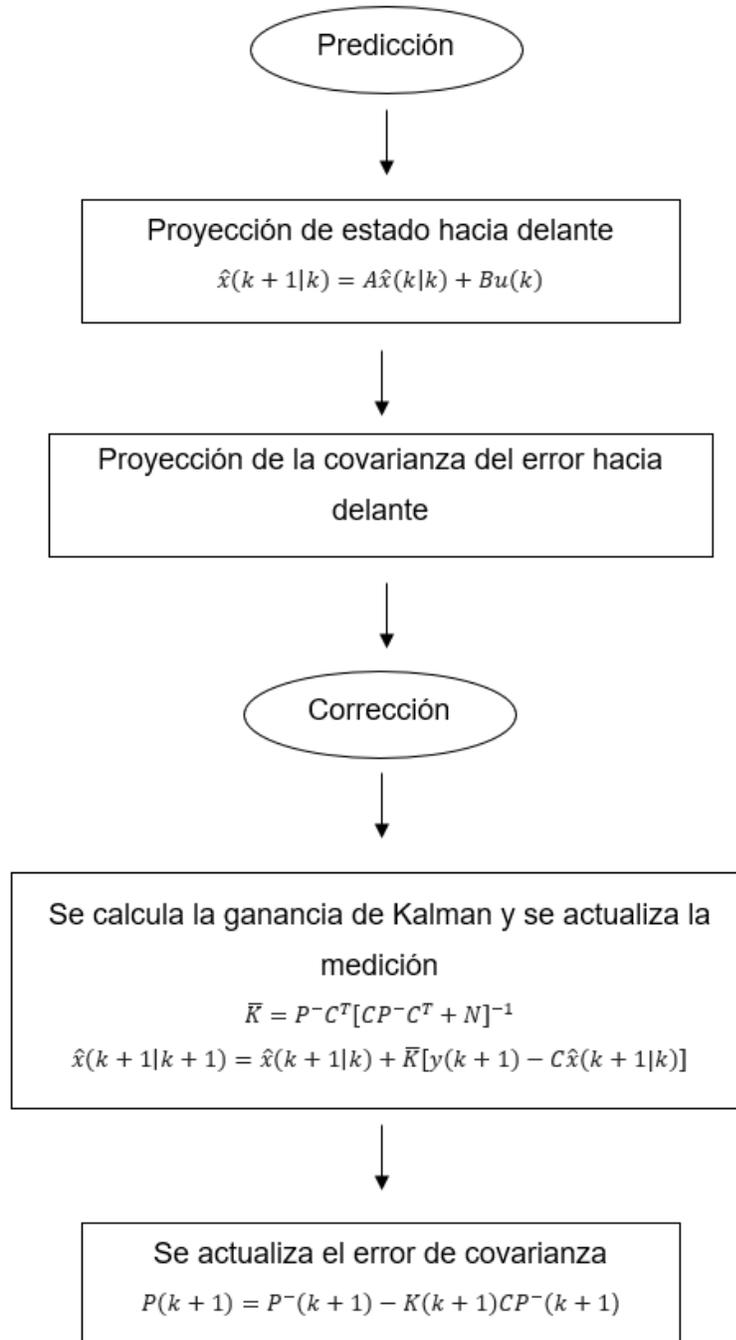
Figura 16. Esquema de etapas para un filtro de Kalman.



Fuente: ISERMANN, R. Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance. Alemania: Springer New York ,2006. p.242. ISBN 978-3-540-24112-6 DOI: <https://doi.org/10.1007/3-540-30368-5>

En la figura 16 se muestra el diagrama de señal de flujo de un filtro de Kalman acorde la ecuación (67) , (68), (69), (70) predicción y corrección respectivamente.

Figura 17. Diagrama secuencia de filtro de Kalman.



5.3.2. Simulación del algoritmo de tolerante a fallas

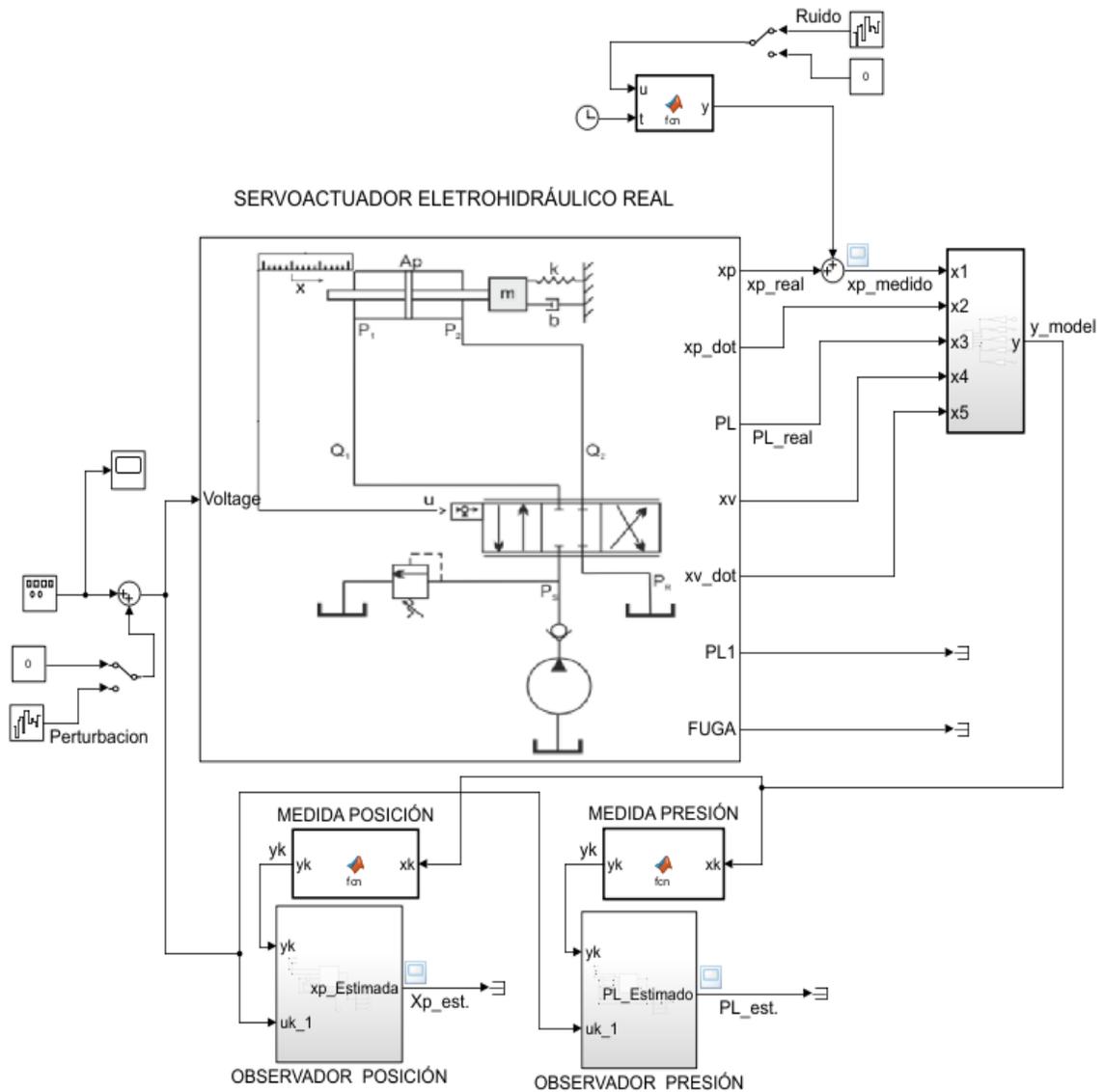
El estimador óptimo de Kalman fue diseñado de acuerdo con los parámetros estadísticos estadísticas V covarianza de perturbaciones y W covarianza del ruido.

$$V = 15e - 8 * \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (71)$$

$$W = 15e - 4$$

Ejecutando el algoritmo diseñado y realizando la simulación de los tres controladores para señales seno 1.0 [Hz] y una amplitud de $x_{set} = 1.0$ [m] con y sin perturbaciones. Las perturbaciones y ruidos se simularon a través de un ruido blanco de poder $[1e - 4]$, que afectaron directamente la posición del sensor que mide x_p y la presión del sistema P_L .

Figura 18. Diagrama de la planta en ambiente Matlab Simulink para el filtro de Kalman implementado.



Fuente: Autoría propia.

En la figura 18 se observa el diagrama esquemático del servoactuador electrohidráulico de posición en el programa Matlab en el ambiente Simulink para la implementación del filtro de Kalman para eliminación de ruidos en el sensor de medida de posición.

Figura 19. Implementación del filtro de Kalman para eliminación de fallos de ruidos y de perturbaciones, x_p .

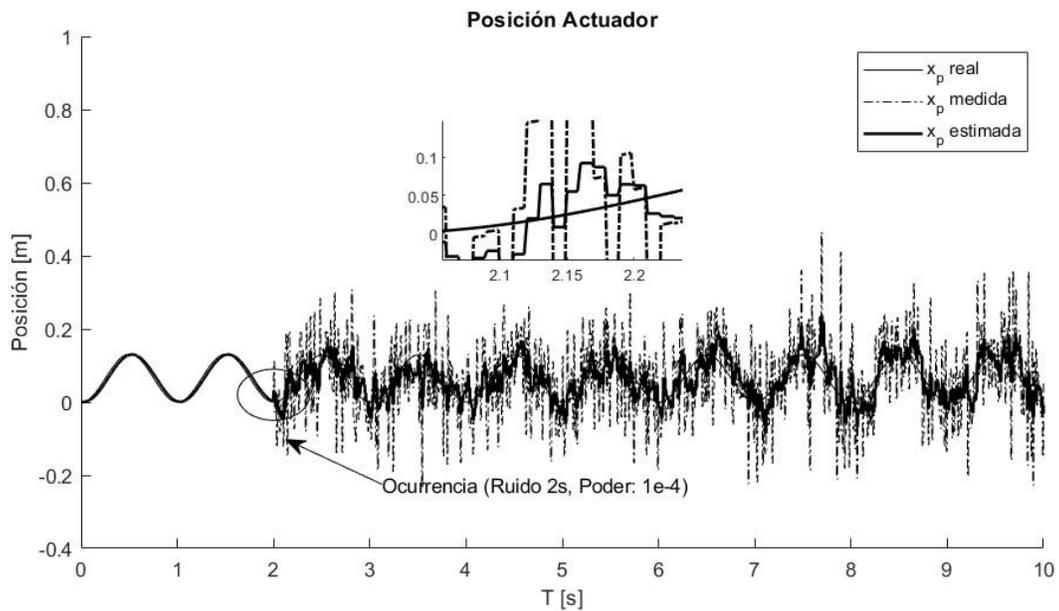


Figura 20. Implementación del filtro de Kalman para eliminación de fallos de ruidos y de perturbaciones, P_L .

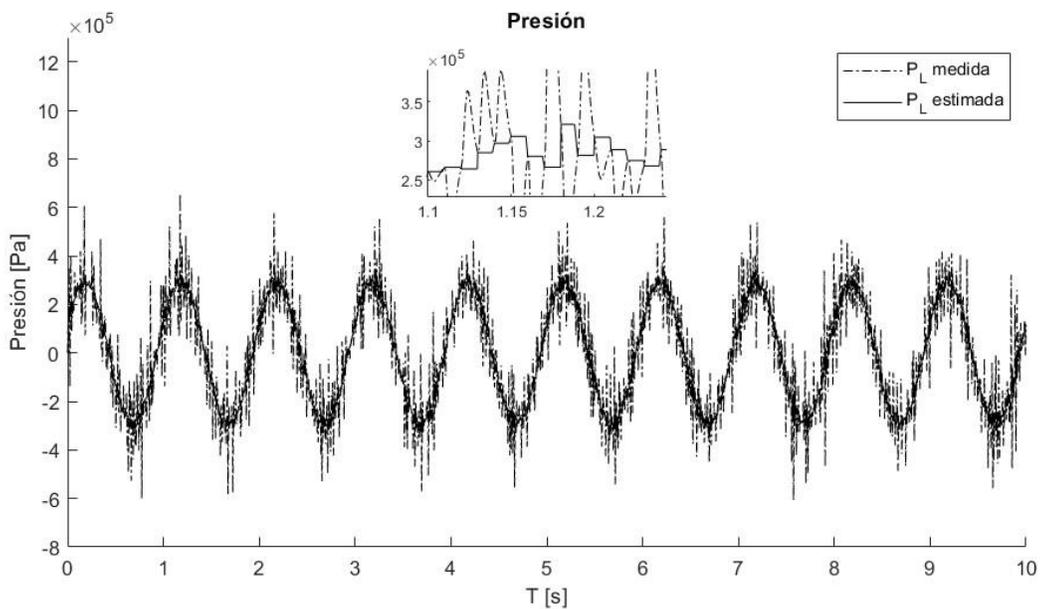


Figura 21. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 0.0%.

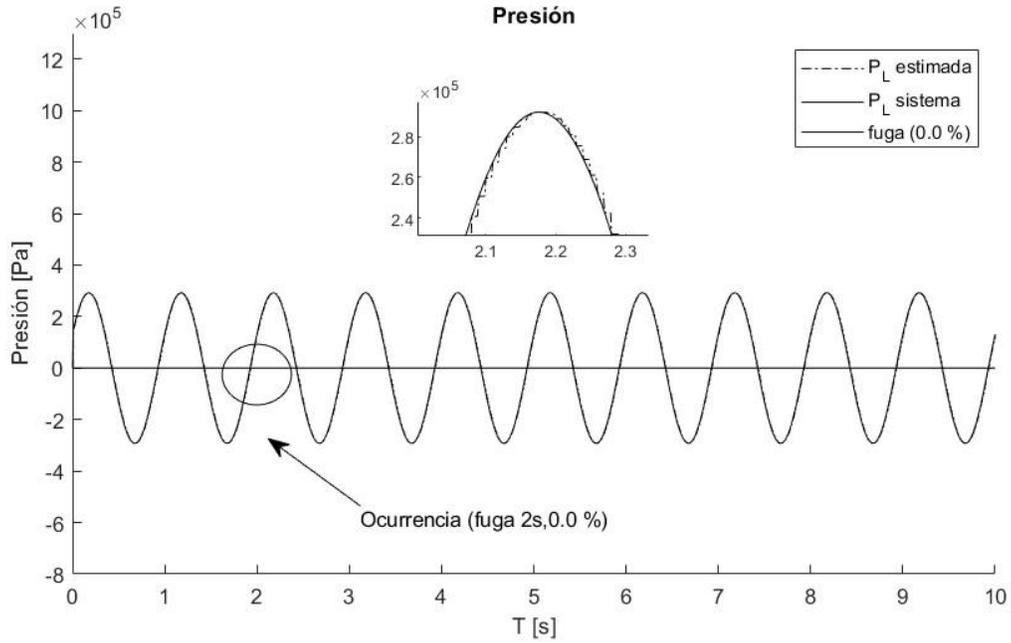


Figura 22. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 10%.

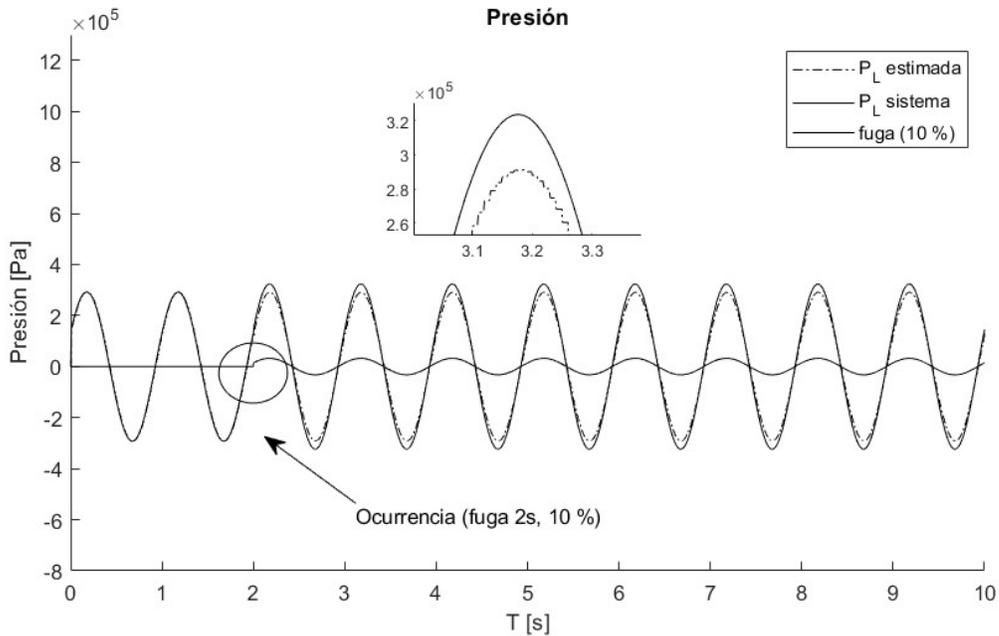


Figura 23. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 20%.

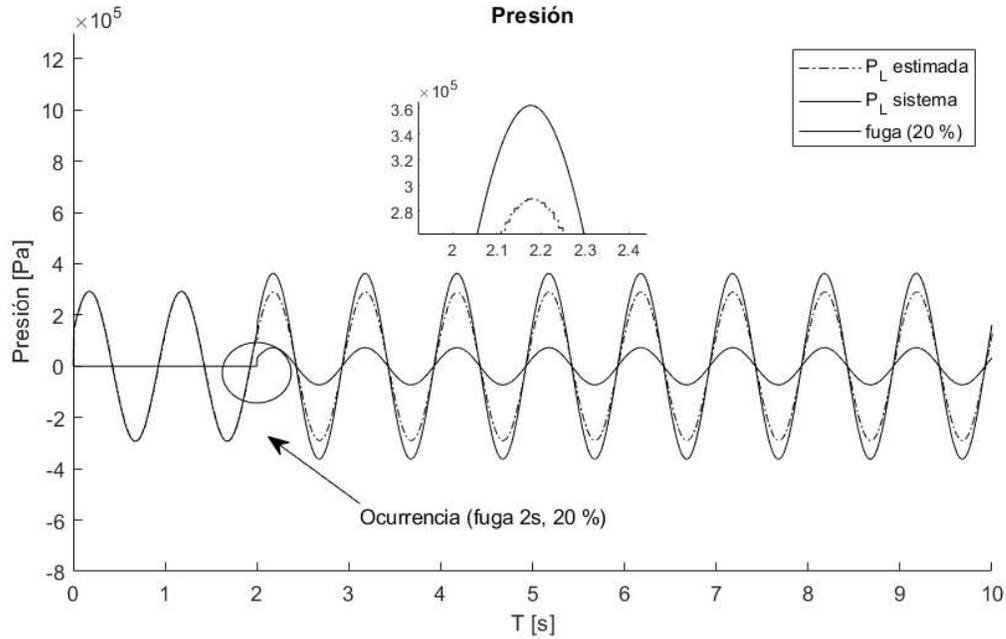
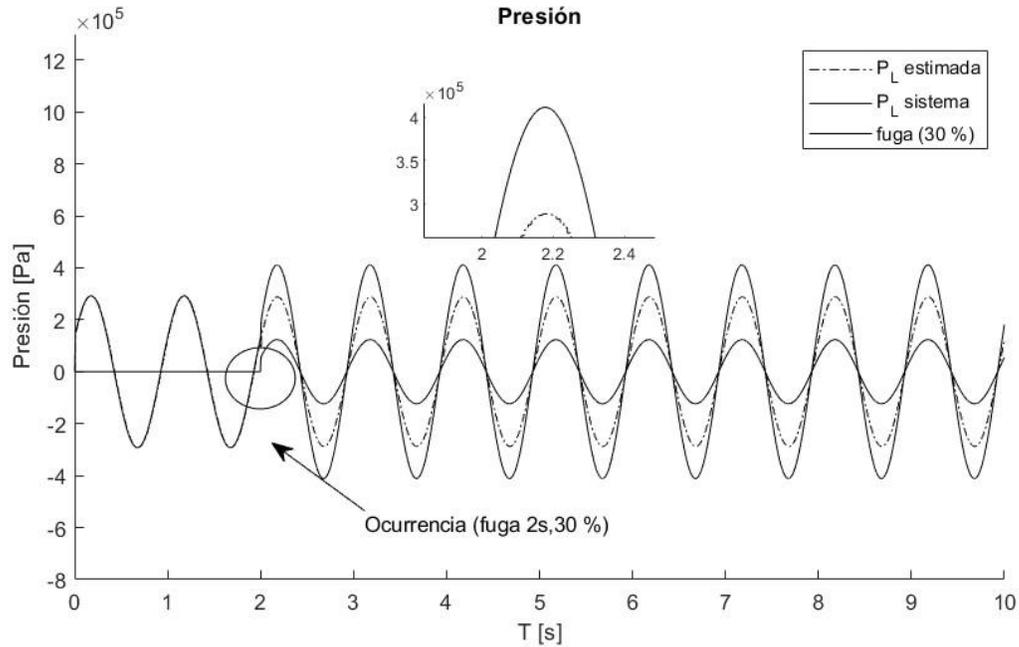


Figura 24. Implementación del filtro de Kalman identificación de posición real del sistema a pesar de experimentar fuga del 30%.



En las figuras (19) y (20) es posible apreciar el trabajo del filtro de Kalman implementado para observar los estados reales para mediciones ruidosas y con perturbaciones en la posición actuador x_p y en la presión de carga la P_L del sistema.

Las figuras (21), (22), (23) y (24) muestran el trabajo del filtro el cual se representa en hacer seguimiento de la presión real del sistema a pesar de sufrir fallas de fugas de 10%, 20% y 30% del flujo nominal de trabajo.

5.4. MODELO ESTIMADOR DE PARÁMETROS, TOLERANTE A RUIDOS Y DETECCIÓN DE FUGAS INTERNAS FORMA COMPUTACIONAL

En la presente sección se desarrolló un modelo para realizar la estimación del coeficiente de fuga C_{leak} , el cual fue tomado como un parámetro, fue estimado y rastreado mediante la técnica de filtro de Kalman extendido.

5.4.1. Configuración de estados iniciales:

$$x_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \text{ modelos de estados iniciales}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1e-6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1e-6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1e-6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1e-6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1e-6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1e-6 \end{bmatrix}, \text{ ruido del proceso}$$

$$R = \begin{bmatrix} 1e-4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1e-4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1e-4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1e-4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1e-4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1e-4 \end{bmatrix}, \text{ ruido de la medida}$$

Dado el modelo continuo:

$$\begin{aligned}
 x1 = & \dots \\
 & [x0(2); \dots \\
 & Ap/m*x0(3)-b/m*x0(2)-K/m*x0(1); \dots \\
 & 4*beta/Vt*x0(2)-4*beta/Vt*Kp*x0(3)+4*beta/Vt*Kf*x0(4); \dots \\
 & x0(5); \dots \\
 & wv^2*x0(4)-2*zetav*wv*x0(5)+wv^2*kv*u];
 \end{aligned}$$

5.4.2. Discretización del sistema por el método de Euler

Dado la siguiente expresión, $x_{k+1} = x_k + T_s \frac{dx}{dt}$ se obtiene:

$$\begin{aligned}
 x1 = & \dots \\
 & [x0(1)+Ts*x0(2); \dots \\
 & x0(2)+Ts*Ap/m*x0(3)-Ts*b/m*x0(2)-Ts*K/m*x0(1); \dots \\
 & x0(3)-Ts*4*beta/Vt*x0(2)-Ts*4*beta/Vt*Kp*x0(3)+Ts*4*beta/Vt*Kf*x0(4); \\
 & \dots \\
 & x0(4)+Ts*x0(5); \dots \\
 & x0(5)-Ts*wv^2*x0(4)-2*Ts*zetav*wv*x0(5)+Ts*wv^2*kv*u];
 \end{aligned}$$

5.4.3. Inclusión de parámetro de fuga $C_{leak} = x0(6)$

$$\begin{aligned}
 x1 = & \dots \\
 & [x0(1)+Ts*x0(2); \dots \\
 & x0(2)+Ts*Ap/m*x0(3)-Ts*b/m*x0(2)-Ts*K/m*x0(1); \dots \\
 & x0(3)-Ts*4*beta/Vt*x0(2)-Ts*4*beta/Vt*Kp*x0(3)+Ts*4*beta/Vt*Kf*x0(4)- \\
 & Ts*x0(6)*x0(3)*u; \dots \\
 & x0(4)+Ts*x0(5); \dots \\
 & x0(5)-Ts*wv^2*x0(4)-2*Ts*zetav*wv*x0(5)+Ts*wv^2*kv*u; \\
 & x0(6)+Ts*0];
 \end{aligned}$$

5.4.4. Configuración de parámetros del filtro de Kalman

El filtro de Kalman extendido requiero de los siguientes componentes para su funcionamiento.

ModelStateFnc

```
function x1 = ModelStateFnc(x0,u)
% Actualización de estados
x1 = ...
[x0(1)+Ts*x0(2); ...
x0(2)+Ts*Ap/m*x0(3)-Ts*b/m*x0(2)-Ts*K/m*x0(1); ...
x0(3)-Ts*4*beta/Vt*x0(2)-Ts*4*beta/Vt*Kp*x0(3)+Ts*4*beta/Vt*Kf*x0(4)-
Ts*x0(6)*x0(3)*u; ...
x0(4)+Ts*x0(5); ...
x0(5)-Ts*ww^2*x0(4)-2*Ts*zetav*ww*x0(5)+Ts*ww^2*kv*u;
x0(6)+Ts*0];
end
```

ModelMeasurementFnc

```
function y = ModelMeasurementFnc(x,u)
% Medidas como un estado
y = [x(1);
x(2);
x(3);
x(4);
x(5);
x(6)*u];
end
```

ModelStateJacobianFnc

```
function Jac = ModelStateJacobianFnc(x,u)
Jac = ...
[1 Ts 0 0 0 0;
-K/m*Ts (1-b/m*Ts) Ap/m*Ts 0 0 0;
0 -4*beta/Vt*Ts (1-4*beta/Vt*Kp*Ts-4*beta/Vt*x(6)*u*Ts) 4*beta/Vt*Kf*Ts
0 -Ts*x(3)*u;
0 0 0 1 Ts 0;
0 0 0 -ww^2*Ts (1-2*zetav*ww*Ts) 0;
0 0 0 0 0 1];
end
```

ModelMeasJacobianFcn

```
function J = ModelMeasJacobianFcn(x,u)
```

```
J = [1 0 0 0 0 0;  
     0 1 0 0 0 0;  
     0 0 1 0 0 0;  
     0 0 0 1 0 0;  
     0 0 0 0 1 0;  
     0 0 0 0 0 u];  
end
```

5.4.5. Creación del filtro de Kalman

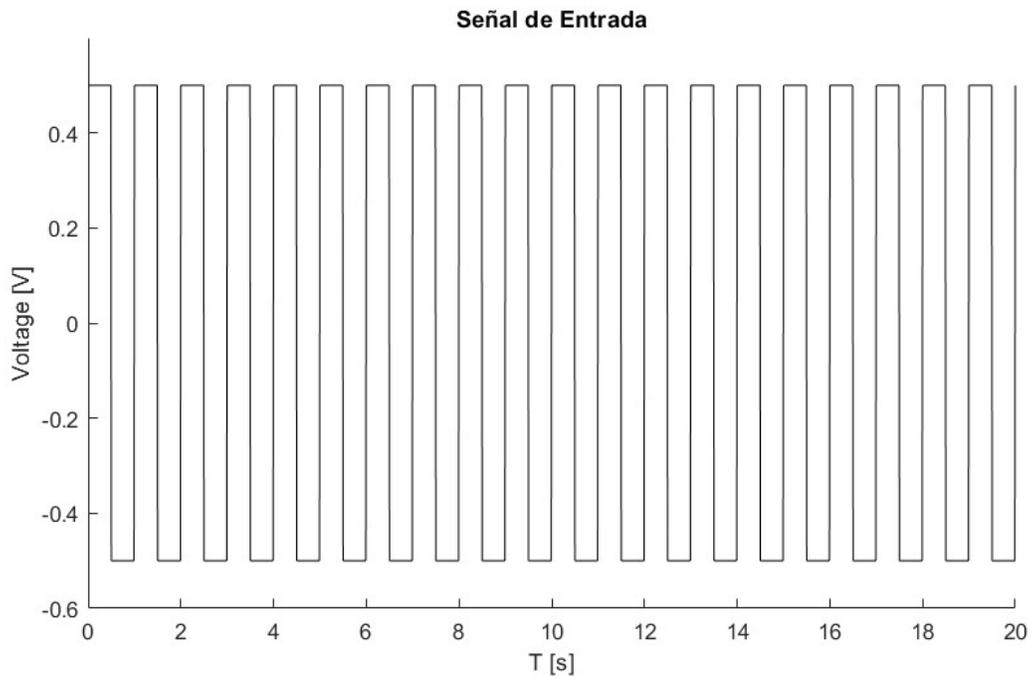
El filtro de Kalman en recibe la información y su construcción se muestra de la siguiente forma:

```
ekf = extendedKalmanFilter(...  
@ModelStateFcn, ...  
@ModelMeasurementFcn, ...  
x0,...  
'StateCovariance', diag([1 1 1 1 1 1e3]),...  
'ProcessNoise', Q, ...  
'MeasurementNoise', R, ...  
'StateTransitionJacobianFcn', @ModelStateJacobianFcn, ...  
'MeasurementJacobianFcn', @ModelMeasJacobianFcn);
```

5.4.6. Simulación de filtro de Kalman extendido

Para la simulación se tomó un tiempo de $t = 20$ segundos, la señal de entrada está representada por la siguiente grafica.

Figura 25. Señal de Entrada EKF.



La figura 25 muestra la señal de excitación que fue usada para estimular el sistema que del filtro Kalman extendido para estimación de parámetros e identificación de estados.

Figura 26. Medida de posición del servosistema.

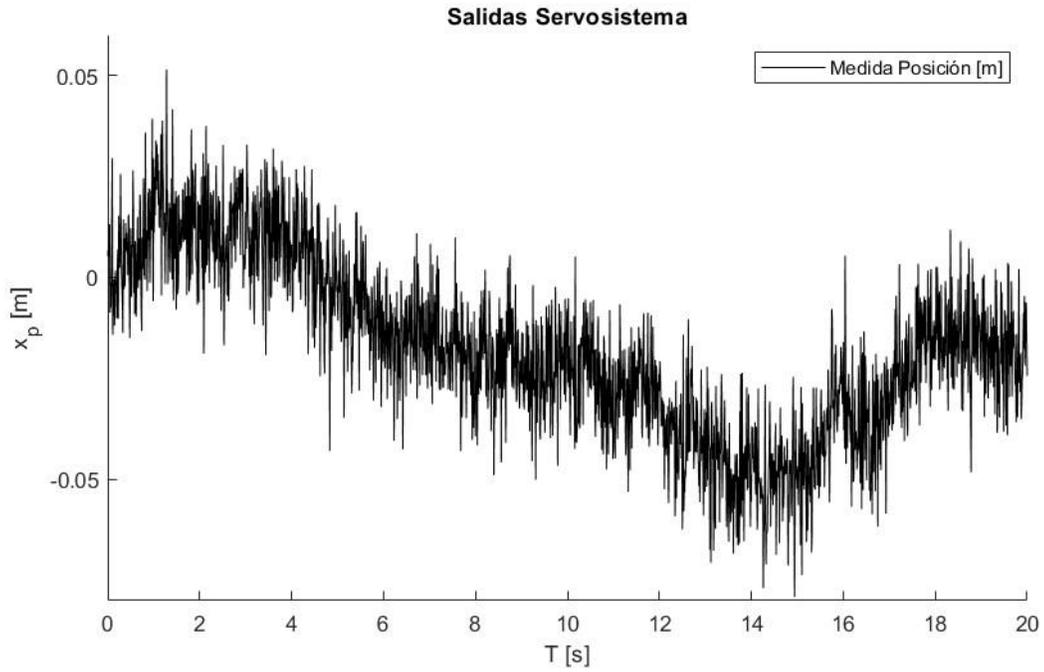


Figura 27. Medida del coeficiente fuga del servosistema.

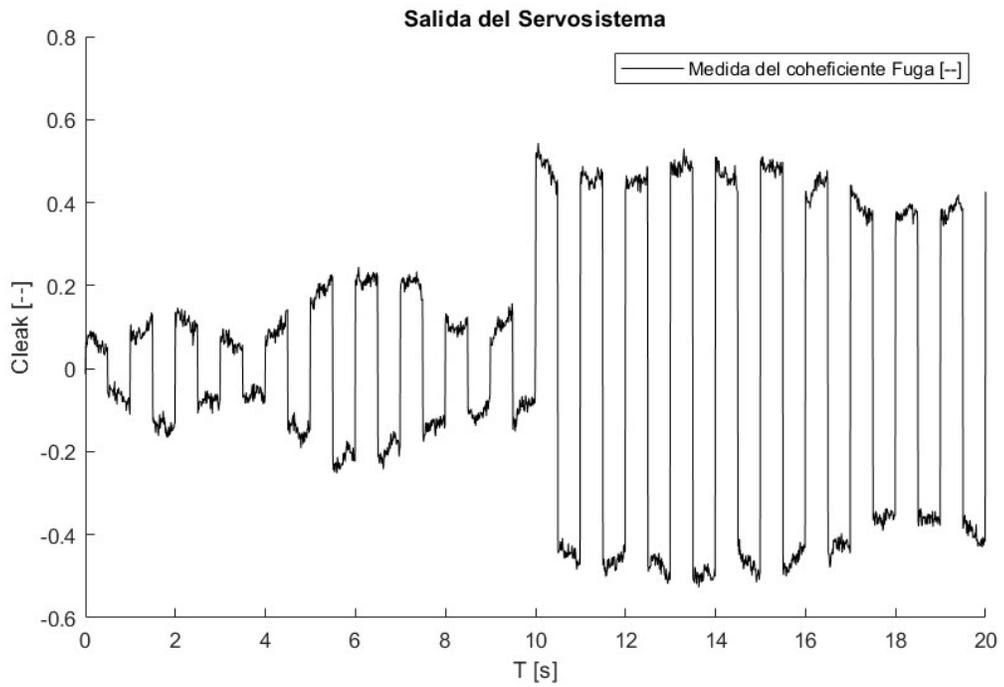


Figura 28. Estimación de posición con intervalo de confianza.

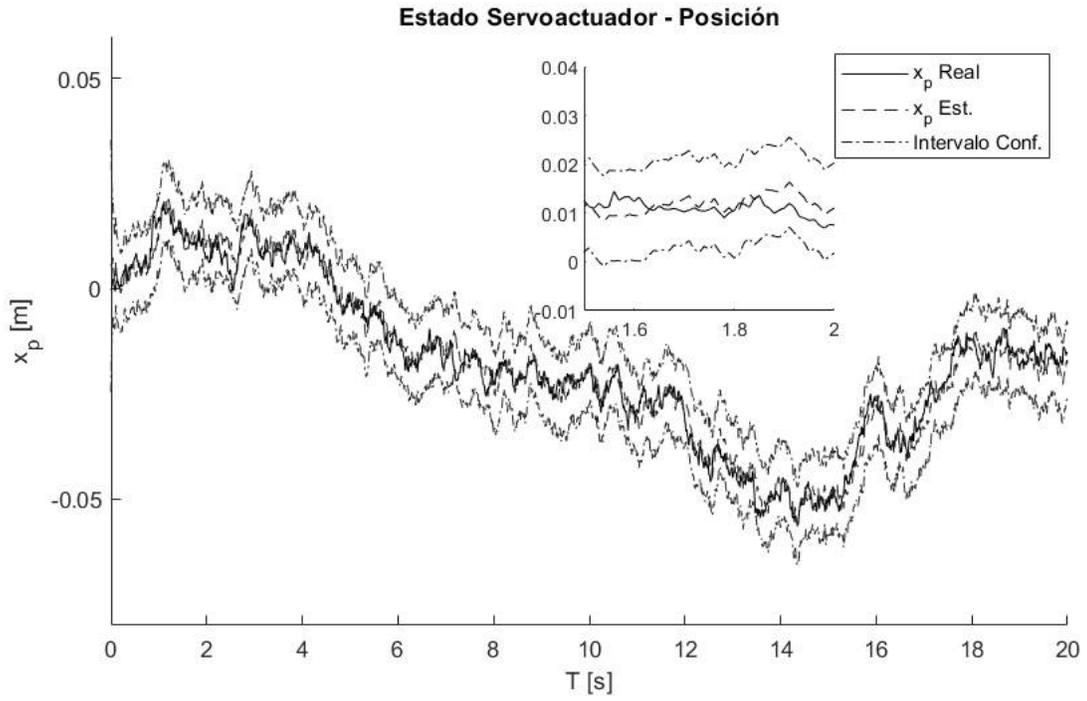


Figura 29. Estimación del coeficiente Fuga con intervalo de confianza.

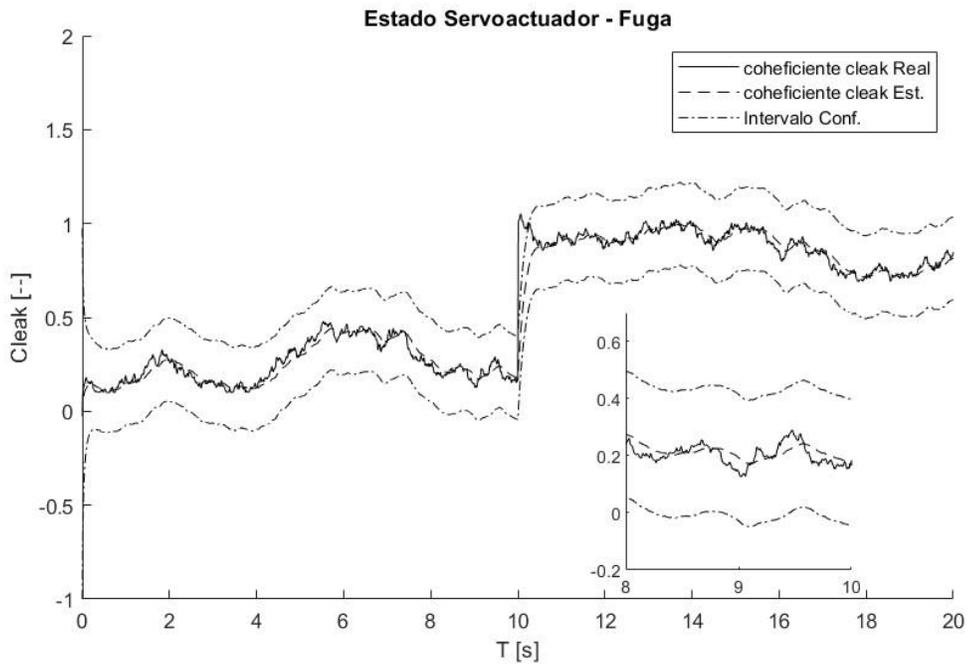


Figura 30. Error Posición Real vs Posición Estimada.

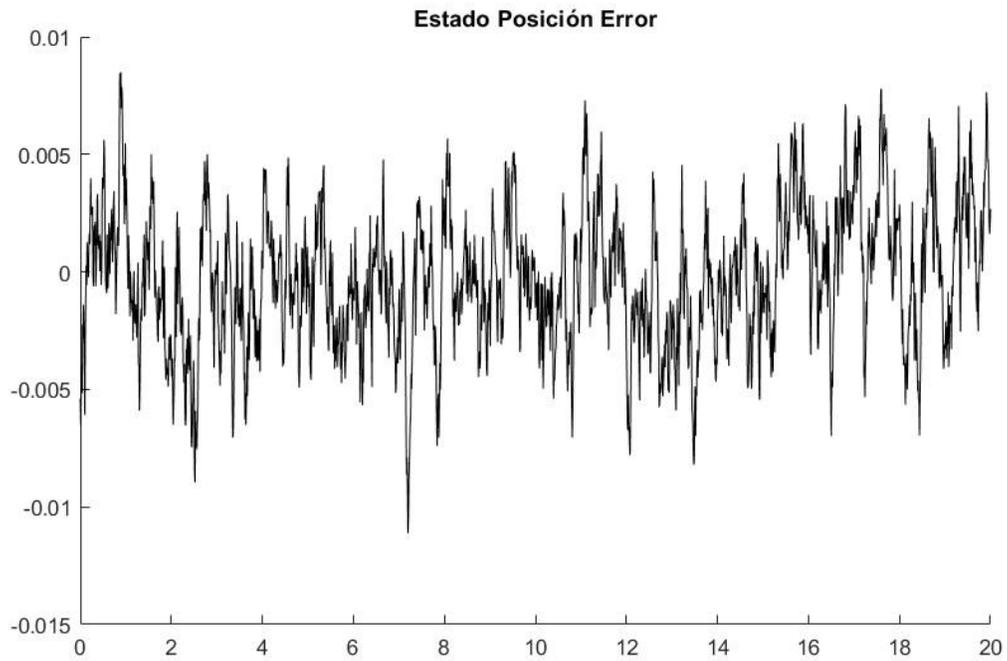


Figura 31. Error coeficiente Fuga Real vs coeficiente Fuga Estimada.

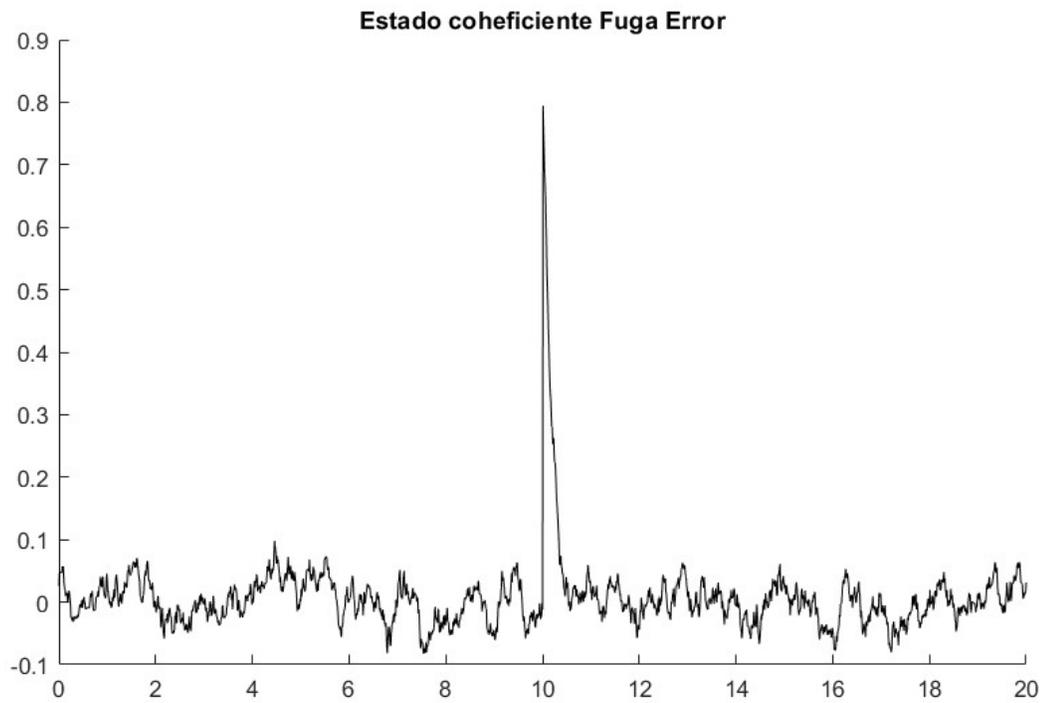
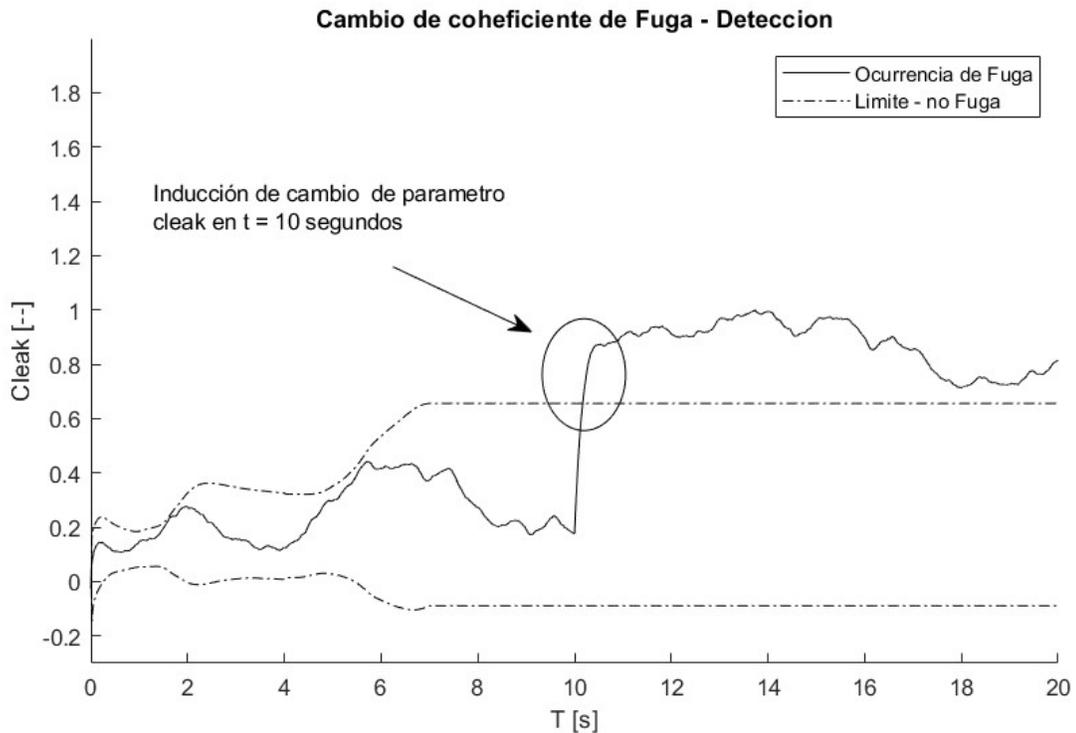


Figura 32. Inducción de cambio en parámetros fuga para simular falla.



En la figura 26 y 27 es posible las salidas del servosistema x_p y el parámetro Fuga con un ruido aleatorio que fue inducido en el proceso para simular falla.

En la figura 27 y 28 se aprecia el trabajo realizado por el filtro de con un intervalo de confianza para estimar las posiciones reales para x_p y el parámetro fuga.

En la figura 30 y 31 se realizan residuales en los cuales se aprecia que existen fallas o perturbaciones en el proceso, se detectan las fallas de ruidos y fugas en el sistema.

En la figura 32 se ve de forma clara el intervalo de confianza en el cual debe estar el parámetro de fuga de tal forma que se detecte la fuga, para el estudio presente se indujo un cambio en el parámetro el cual se expresa como una falla.

6. VALIDACIÓN NUMERICA

6.1. VALIDACIÓN DEL MODELO

6.1.1. Validación del componente posición

Dada una señal step de entrada prueba se validado el comportamiento del componente proporcionando una entrada y observando la salida.

Figura 33. Representación de componente de posición actuador.

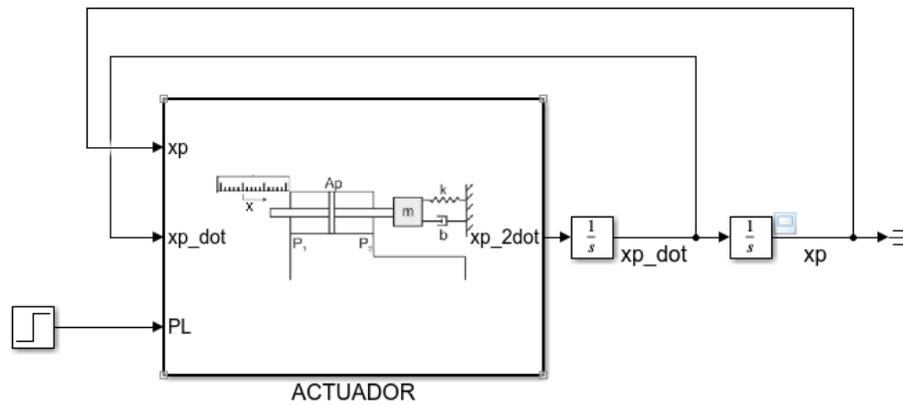
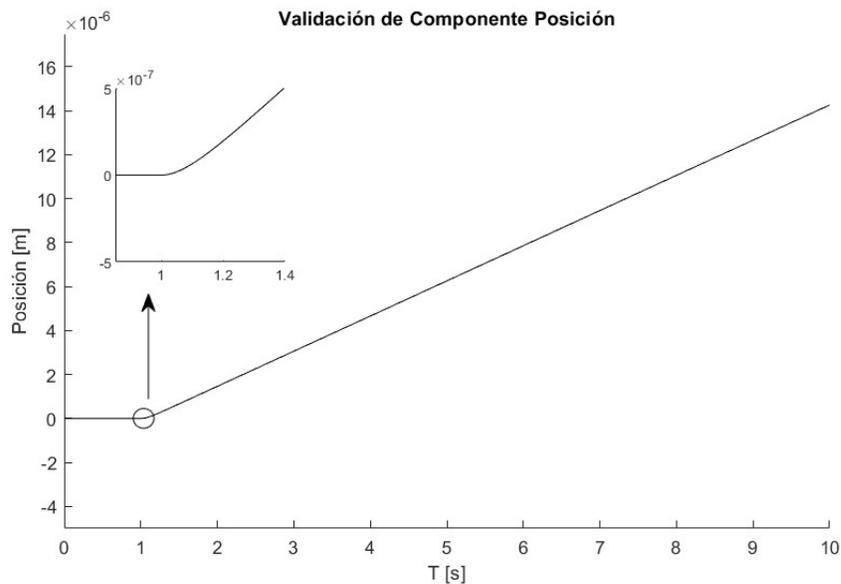


Figura 34. Validación de componente posición del actuador.



El resultado de la simulación muestra el comportamiento general esperado. No hay movimiento en el actuador hasta que se aplica presión en la unidad de tiempo. Cuando se aplica presión, la posición del actuador empieza a aumentar de forma constante.

6.1.2. Validación del componente presión

Figura 35. Representación del componente presión de la servoválvula.

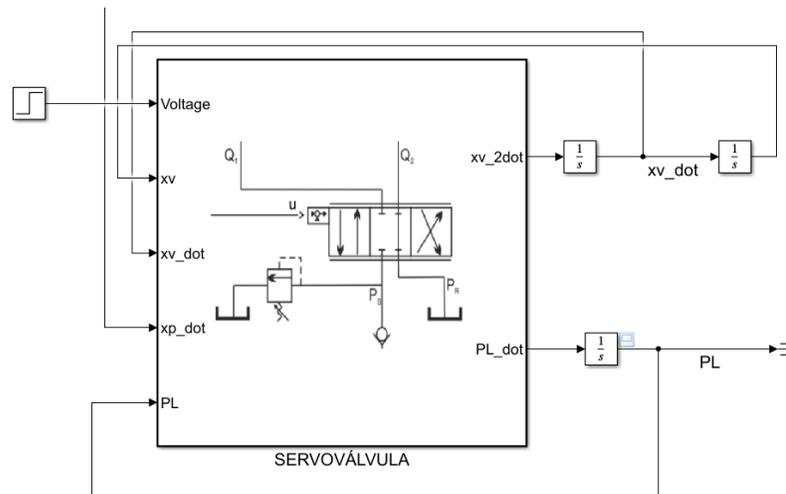
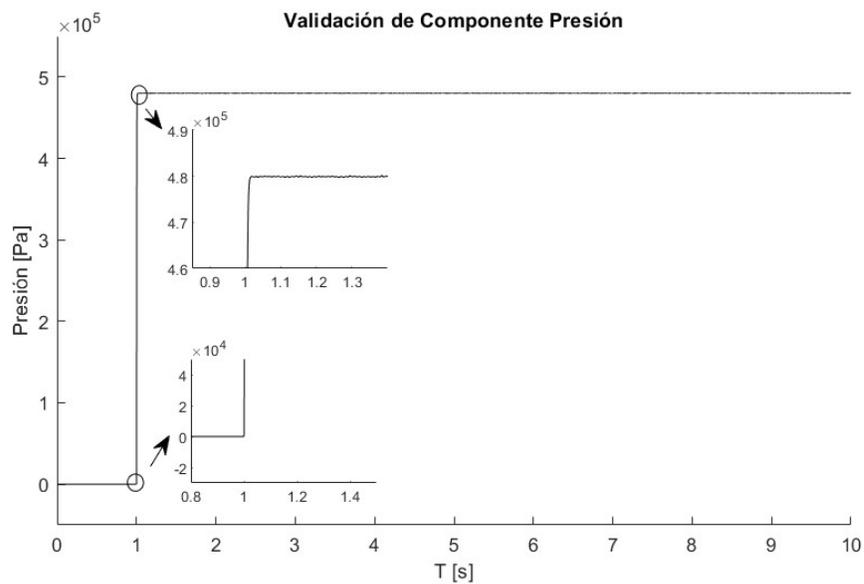


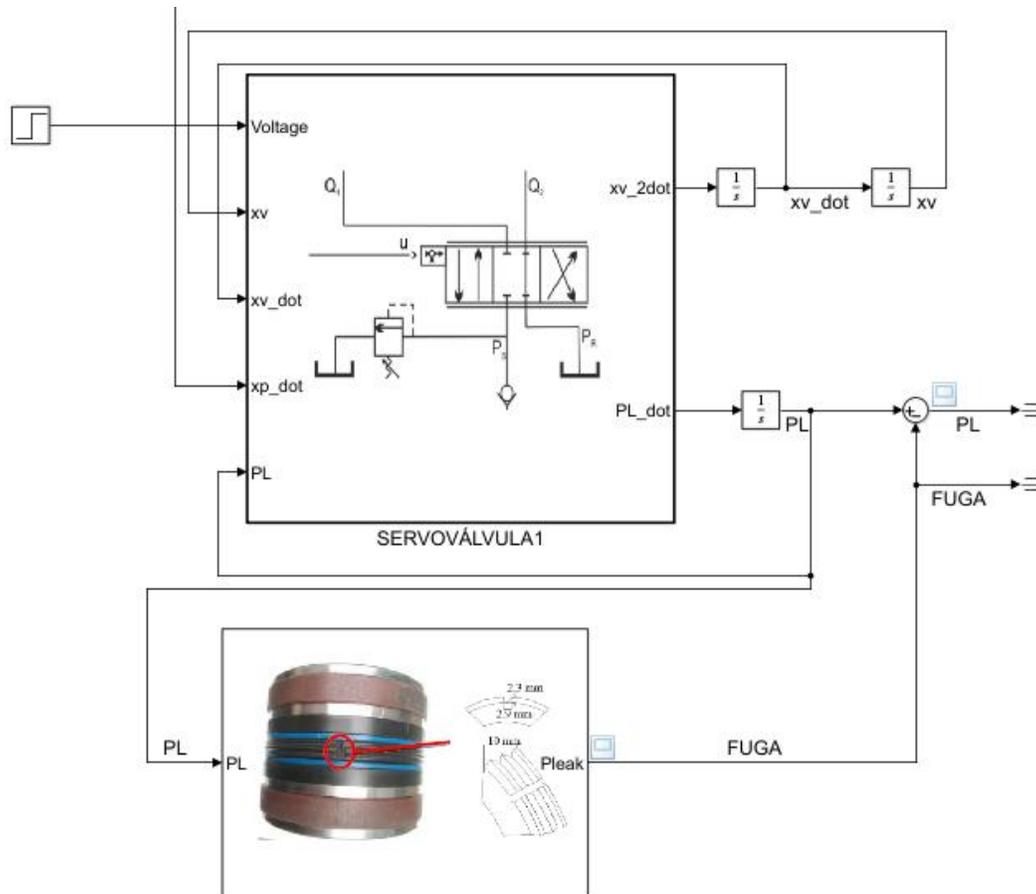
Figura 36. Validación de componente presión de la servoválvula.



No hay presión hasta que se aplica voltaje en la unidad de tiempo. Cuando se aplica voltaje, la presión empieza a aumentar y se estabiliza en una constante cuando desplazamiento spool de la servoválvula y la velocidad de actuador alcanzan un equilibrio.

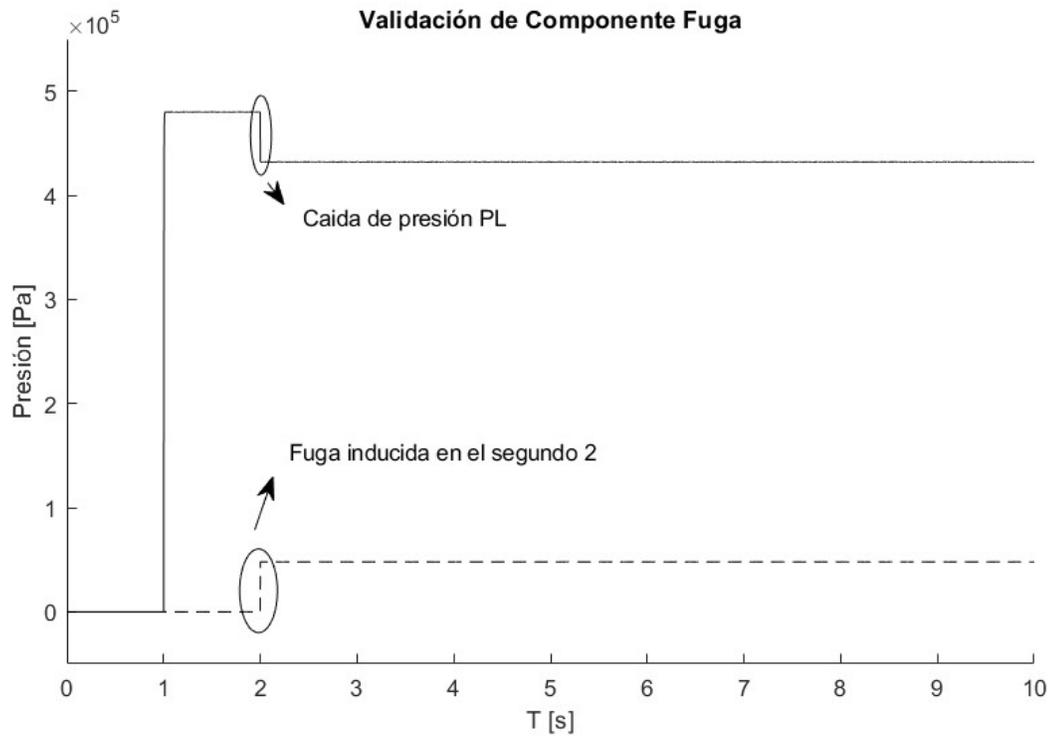
6.1.3. Validación del componente de fuga

Figura 37. Representación del componente de la fuga del actuador.



En la figura anterior se puede ver como fue inducida las fugas con al sistema, se realizo como un sistema de presión paralelo que sustraía presión del sistema para simular las fugas en los sellos del pistón.

Figura 38. Validación del componente fuga del actuador.



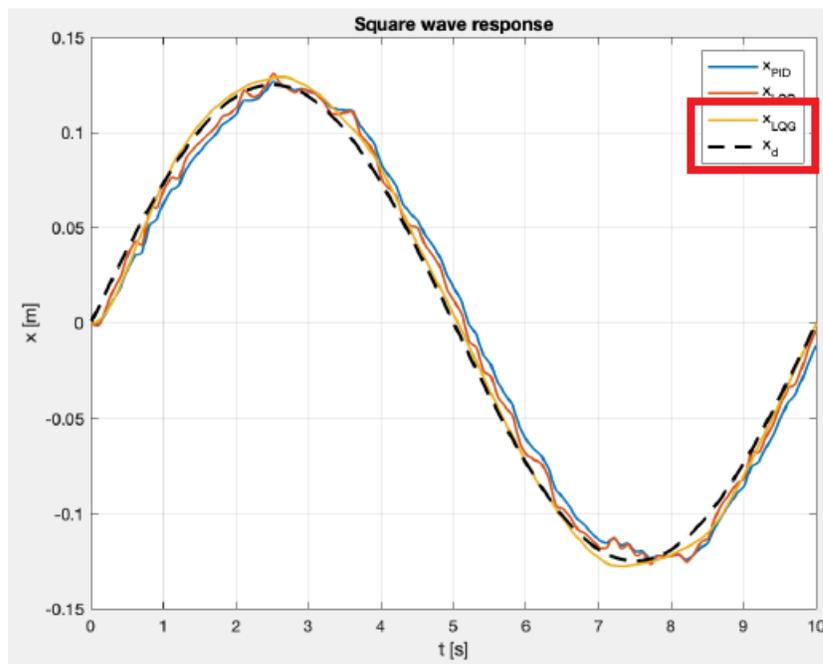
En la figura 30 es posible observar como la fuga inducida en el segundo dos en el sistema sustrae presión en cantidad igual a la fuga.

6.2. COMPARACIÓN CON OTROS MODELOS

6.2.1 Comparación con modelo de relacionados con filtro de Kalman

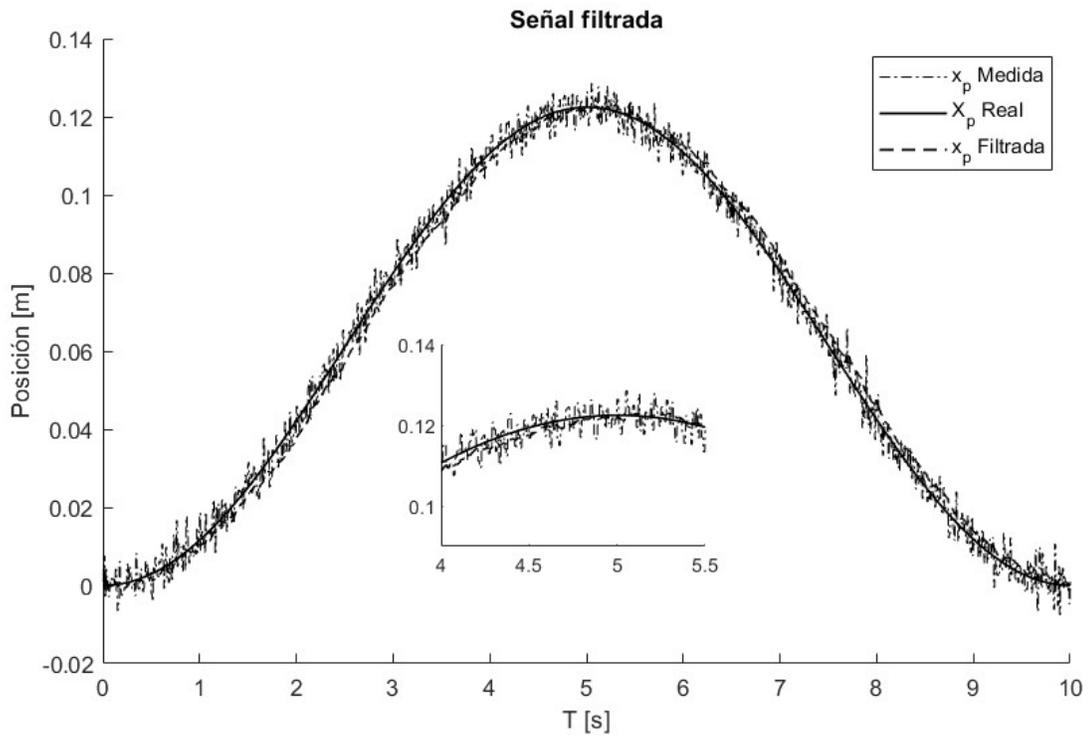
Para la comparación usamos un modelo de servoactuador no lineal el cual posee una amplitud de $x_{set} = 0.125 [m]$, una frecuencia igual a $0.1 [Hz]$ y un ruido blanco con una amplitud máxima de $\pm 10 \% de x_{set}$.

Figura 39. Respuesta de filtro Kalman para comparación.



Fuente: BELEÑO ORTIZ, Juan Felipe. Sistema de detección, diagnóstico y tolerante a fallas en un servoactuador electrohidráulico. Magister en Ingeniería Mecánica. Bucaramanga.: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físicomecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica, 2019. 120p.

En la figura 31 es posible observar la repuesta para un filtro de Kalman para una señal contaminada con ruido que ha sido filtrada.



En la figura 31 es posible apreciar el trabajo del filtro hecho con una señal contaminada con un ruido de poder $1e - 7$, se usó una sinusoidal de amplitud $1.4 [m]$, y una frecuencia de $0.1 [Hz]$.

7. RECOMENDACIONES

Comparar el observador óptimo de Kalman con otros tipos de filtro de Kalman como el filtro de Kalman extendido, incluir y realizar estimación de parámetros de fugas internas, fuerzas externas, realizar validación experimental.

Realizar validación numérica con otros modelos inclusión de tolerancias, márgenes de error.

Trabajar con redes neuronales para detección y aislamiento de fallas.

Aplicar metodología desarrollada para detección de fallas en los sellos del pistón con otro tipo de servoactuadores electrohidráulicos.

8. TRABAJO FUTURO

Es posible desarrollar un a futuro un algoritmo del filtro de Kalman que sea capaz de incluir fallas en el sistema a modo de identificación de parámetros y que sea capaz de hacer el correcto seguimiento del parámetro de fuga para realizar la detección de fallas por fugas en los sellos mediante el establecimiento de un umbral de tolerancia en conjunto con estrategias de control y redes neuronales para identificación y clasificación de fallas.

Sería interesante desarrollar un trabajo futuro basada en machine learning de tal forma que el filtro de Kalman pueda extraer del proceso características reales basadas en seguimientos y filtro de señales consiguiendo así un aprendizaje y mejoramiento automático en el proceso real de tal forma que se mejore la confiabilidad y seguridad en los procesos industriales.

9. CONCLUSIONES

Se desarrollo un modelo matemático del servoactuador electrohidráulico de posición, se llevó a cabo la inclusión de fallas de ruidos en el sensor de posición y fallas de fugas en las en los sellos del pistón, del cual fue posible reproducir el comportamiento de las señales proceso cuando este es excitado por un voltaje v . Se logro la reproducción de fallas de fugas 0.0%, 10%, 20%, 30% , también se logro reproducir ruido en las medidas de la posición.

Se diseñaron ecuaciones residuales direccionales de las cuales fue posible extraer las características y lograr observar que los residuos son independientes de las fallas por los cual se hace posible la identificación de fallas, es decir se puedes separar e identificar por separado cada falla que suceda en el proceso.

Se desarrollo el modelo de residuales para la detección de fallas en ruidos y fallas de fugas en los sellos del pistón logrando así identificar claramente la ocurrencia de fallas en el proceso en el instante de ocurrencia, las fallas fueron inducidas en el segundo dos del proceso.

Se desarrollo un observador optimo del Kalman con el cual fue posible observar y tolerar las fallas que se indujeron en el sistema, fallas por ruidos en el sensor de posición, perturbaciones en la entrada de Voltaje y fallas de fugas internas 10%, 20% 30%. El filtro de Kalman logro observar los estados a pesar de sufrir dichas fallas. El observador de Kalman logro identificar caramente los estados reales del sistema, al sufrir las fallas por fugas el sistema aumento la presión para mantener el desplazamiento del actuador.

Se realizo la validación del modelo del correcto funcionamiento del modelo y fallas, se realizado comparación trabajos anteriores relacionados con la temática de observador óptimo de Kalman servoactuador electrohidráulico mirando el rendimiento de la señal filtrada.

10. BIBLIOGRAFÍA

ASME 2018 INTERNATIONAL MECHANICAL ENGINEERING CONGRESS AND EXPOSITION (IMECE 2018, Pittsburgh, PA, USA). Dynamic model and control designs for a nonlinear hydraulic actuator. 2018, pp. 1-10.

BASILE, F.; CHIACCHIO, P. y DEL GROSSO, D. Implementation of Hydraulic Servo Controllers with Only Position Measure. En: *International Journal of Robotics and Automation*. 2009, vol. 24, nro. 1, pp. 20-37. doi: 10.2316/Journal.206.2009.1.206-3128

BASILE, Francesco, *et al.* Implementation of hydraulic servo controllers with only position measure. En: *International Journal of Robotics and Automation*. 2009, Vol. 24, nro. 1, pp. 1 doi:10.2316/Journal.206.2009.1.206-3128.

BIN ABDULLAH, Mohamad. Neural Network Controller Design for Position Control System Improvement. Tesis maestría. Universiti Tun Hussein Onn Malaysia, [consultado 25 marzo de 2023]. Junio 2013. Disponible en <https://core.ac.uk/download/pdf/19451563.pdf>.

CASTAÑEDA CÁRDENAS, José Ancizar, *et al.* Análisis y aplicación del filtro de Kalman a una señal con ruido aleatorio. En: *Scientia et Technica Año XVIII*. 2013, vol. 18, nro. 1, pp. 267-273. ISSN 0122-1701.

DRUMEA, Andrei; SVASTA , Paul y BLEJAN, Marian. Modelling and simulation of an inductive displacement sensor for mechatronic systems. En: *33rd International Spring Seminar on Electronics Technology, ISSE 2010*. Warsaw, Poland, 2010, pp. 304-307, DOI: 10.1109/ISSE.2010.5547312.

GUANGAN, Ren, *et al.* Position control of an electrohydrostatic actuator with tolerance to internal leakage. En: *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2016, vol. 24, nro. 6, pp. 2224-2232. doi: 10.1109/TCST.2016.2517568

GAO, Yuting, *et al.* Enhanced fault detection and exclusion based on Kalman filter with colored measurement noise and application to RTK. En: *GPS Solut.* 2021, vol. 25, nro 82. doi: <https://doi-org.bibliotecavirtual.uis.edu.co/10.1007/s10291-021-01119-w>.

ISERMANN, R. Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance. Alemannia: Springer New York ,2006. p.20. ISBN 978-3-540-24112-6. doi: <https://doi.org/10.1007/3-540-30368-5>.

IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL APPLICATIONS. (17: 2008, septiembre, 3-5, San Antonio, TX, USA). Observer-based leakage detection in hydraulic systems with position and velocity feedback, pp. 948–953.

JIA, Jia y LIN, Jijing. Application of Modern Multimedia and Sensing Technology in Fault Detection and Diagnosis of Hydraulic Agricultural Machinery. En: *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022, vol. 2022, Article ID 8627554, pp. 8. doi: <https://doi.org/10.1155/2022/8627554>.

JOSEPH T, Jose, *et al.* Early detection and classification of internal leakage in boom actuator of mobile hydraulic machines using SVM. En: *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Nov 2021, Vol. 106, 104492. ISSN: 0952-1976, doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104492>.

José Luis SARMIENTO y Carlos BORRAS PINILLA. “Modelling, design and analysis of three controllers based on LQR formulation for a non-linear hydraulic uniaxial seismic shake table”. En: 3rd International Conference on Power, Energy and Mechanical Engineering (ICPEME 2019). Prague, Czech Republic, 2019, pp. 1-5

JAHN, Benjamin, *et al.* Sensor fault detection for salient PMSM based on parity-space residual generation and robust exact differentiation. En: *IFAC-PapersOnLine*. 2020, vol. 53, pp. 86-91. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.099>. ISSN 2405-8963.

JIANG, Yuchen; YIN, Shen y KAYNAK, Okyay. Optimized Design of Parity Relation-Based Residual Generator for Fault Detection: Data-Driven Approaches. En: *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2021, vol. 17, nro. 2, pp. 1449-1458. doi: 10.1109/TII.2020.2987840.

KARPENKO, Mark SEPEHRI, Nariman. Fault-tolerant control of a servohydraulic positioning system with crossport leakage. En: *IEEE transactions on control systems technology*. 2005, vol. 13, nro. 15, pp.155-161. doi: 10.1109/TCST.2004.838570.

LIU, Chao, *et al.* Fault diagnosis of electro-hydraulic servo valve using extreme learning machine. En: *International Transactions Electrical Energy Systems*, 2020. pp.1-10. doi: <https://doi.org/10.1002/2050-7038.12419>.

MIAO, Jianguo, *et al.* Experimental investigation on electro-hydraulic actuator fault diagnosis with multi-channel residuals. En: ScienceDirect. Measurement. Vol. 180, agosto 2021, 109544. pp.1-9. doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109544>.

MITRA, Desham; HALDER, Pulak y MUKHOPADHYAY, Siddhartha. Improved Fault Detection and Isolation of Small Faults using Multiple Residual Generators and Complex Detection Hypotheses: Case Study of an Electro-Hydraulic Aerospace Actuator. En: *Annual Conference of the PHM Society*, sept. 22, 2019, pp.8. doi: 10.36001/PHMCONF.2019.V1111.848.

NAHIAN, Syed Abu, *et al.* Modeling and fault tolerant control of an electro-hydraulic actuator. En: *International of Precision Engineering and Manufacturing*. 2016, vol. 17, pp. 1285–1297. DOI: <https://doi-org.bibliotecavirtual.uis.edu.co/10.1007/s12541-016-0153-2>.

OSSIG, Daniel L., *et al.* Sensor Fault Detection Using an Extended Kalman Filter and Machine Learning for a Vehicle Dynamics Controller. En: *IECON 2020 The 46th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Singapore*. 2020, pp. 361-366, doi: 10.1109/IECON43393.2020.9254448.

PIZARRO, Germán, *et al.* Extended Kalman Filtering for Full-State Estimation and Sensor Reduction in Modular Multilevel Converters. En: *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2022, vol. 70, nro. 2, pp. 1927-1938. DOI: 10.1109/TIE.2022.3165286.

QIAN, Lu, *et al.* Design of observer-based control with residual generator using actor-critic reinforcement learning. En: *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*. 2023. vol. 4, nro. 4, pp. 734-743. doi: 10.1109/TAI.2022.3215671.

REZAZADEH, Amaneh Salmani; KOOFIGAR, Hamid Reza y HOSSEINNIA, Saeed. Robust Leakage Detection for Electrohydraulic Actuators Using an Adaptive Nonlinear Observer. EN: *International journal of precision engineering and manufacturing*. Marzo. 2014, Vol. 15, Nro. 3, pp. 391-397. doi: 10.1007/s12541-014-0349-2.

RODRIGUEZ BLANCO, Marco Antonio, *et al.* Fault Diagnosis of Induction Motor Using D-Q Simplified Model and Parity Equations. En: *Energies* 2022. 2022, vol. 15, nro. 22, pp. 8372-8391. doi: <https://doi.org/10.3390/en15228372>.

RAN, Yongyi, *et al.* A Survey of Predictive Maintenance: Systems, Purposes and Approaches. En: *IEEE communications surveys & tutorials*. 2019, vol. xx, nro, xx. doi: ArXiv, abs/1912.07383.

RAMOS SARMIENTO, JOSÉ LUIS. Sistema de control óptimo para una mesa sísmica uniaxial. Magister en Ingeniería Mecánica. Bucaramanga.: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físicomecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica, 2019. 120p.

SHARIFI, Siavash, *et al.* Leakage fault detection in Electro-Hydraulic Servo Systems using a nonlinear representation learning approach. En: *ISA Transactions*. Febrero 2018, vol. 73, pp. 154-164. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2018.01.015>.

SARMIENTO, José Luis y ORTIZ Juan Felipe. Diseño de la práctica de servos de fuerza en el banco Rexroth del laboratorio de servosistemas de potencia fluida. Trabajo de grado. Bucaramanga Santander. Universidad Industrial de Santander, 2016, pp. 166.

WITTENBACH, Robert D y COOK, Kenneth F. Detection of faults in linear and rotary voltage transducers. En: General Electric Co. Nov. 21, 2006. United states Patent. US007138794B1.

WAFI, Moh Kamalul. Estimation and fault detection on hydraulic systems with adaptive-scaling Kalman and consensus filtering. En: *International Journal of Scientific and Research Publications*. 2023, vol. 11, nro 5, p. 8. DOI: <https://doi.org/10.29322/IJSRP.11.05.2021.p11308>.

YONGYI, Ra; ZHOU, Xin y PENGFENG, Lin. A survey of predictive maintenance: systems, purpose, and approaches. En: *IEE communications surveys & tutorials*. 2019, vol. 20, nro. 20, pp. 1-36. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.07383>.

YUEYANG, Li, *et al.* Optimal residual generation for fault detection in linear discrete time-varying systems with uncertain observations. En: *Journal of the Franklin Institute*. 2018, vol. 355, pp. 3330-3353. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2018.02.012>. ISSN 0016-0032.

ZHONGYI, Quan; LONG, Quan y JINMAN, Zhang. Review of energy efficient direct pump controlled cylinder electro-hydraulic technology. En: *Renewable and sustainable energy reviews*. 2014, nro. 35, pp. 336-346. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.04.036>.

ZEMALI, Zakaria, *et al.* Fault diagnosis-based observers using Kalman filters and Luenberger estimators: Application to the pitch system fault actuators. En: *Diagnostyka*. 2023, vol. 24, nro. 1, e-ISNN :2023110. doi:10.29354/diag/161307.

2019 4TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM RELIABILITY AND SAFETY. (ICSRS). Fault detection and identification method based on genetic algorithms to monitor degradation of electrohydraulic servomechanisms. Lugar: Roma, 2019. pp. 304-311, doi: 10.1109/ICSRS48664.2019.8987734.

11. ANEXOS

En los siguientes códigos se muestran los códigos en los esquemas mostrados para el servosistema electrohidráulico de posición.

Anexo 1. Código actuador.

```
KalmanFilter ▶ Subsystem1 ▶ ACTUADOR
1 function xp_2dot = Actuator(xp, xp_dot, PL)
2 %valores de constantes del modelo
3 Ap = 0.0016; % [m]^2 area del piston
4 m = 85.3; % [kg] masa del sistema
5 K = 0; % [N/m] constante de rigidez
6 b = 1000; % [Ns/m] coeficiente de amortiguamiento
7
8 xp_2dot=-K*xp/m-b*xp_dot/m+Ap*PL/m;
9 %[m/s^2] diferencial de desplazamiento vastago del actuador
```

Anexo 2. Código servoválvula.

```
KalmanFilter ▶ Subsystem1 ▶ SERVOVÁLVULA
1 function [xv_2dot,PL_dot] =servovalve(Voltage,xv,xv_dot,xp_dot,PL)
2 %valores de constantes del modelo
3 wv = 200*6.283; % [rad/seg] frecuencia natural de servovalvula
4 kv = 4.06e-5; % [m/V] ganancia de servoválvula
5 zetav = 0.7; % [--] coheficiente de amortiguamiento
6 Vt = 4.34e-4; % [m^3] volumen total
7 Ap = 0.0016; % [m]^2 area del piston
8 beta = 689e6; % [N/m^2] módulo de bulk
9 Kp = 9.5e-11; % [m^3/Pa*s] coheficiente de presión flujo
10 Kf = 1.123; % [m^2/s] ganancia de flujo
11
12 xv_2dot = (-wv^2*xv-2*zetav*wv*xv_dot+kv*wv^2*Voltage); % [m/s^2],
13 % diferencial del desplazamiento spool de la valvula.
14
15 PL_dot=(4*beta/Vt)*(-Ap*xp_dot-Kp*PL+Kf*xv); %[Pa/s], diferencial de presión.
16
17
```

Anexo 3. Código Observador de posición.

```

1 function [xkk, Pkk] = fcn(yk, uk_1, xk_1k_1, Pk_1k_1)
2 %valores de constantes del modelo
3 Ap = 0.0016; % [m]^2 area del piston
4 m = 85.3; % [kg] masa del sistema
5 K = 0; % [N/m] constante de rigidez
6 b = 1000; % [Ns/m] coeficiente de amortiguamiento
7 wv = 200*6.283; % [rad/seg] frecuencia natural de servovalvula
8 kv = 4.06e-5; % [m/V] ganancia de servoválvula
9 zeta = 0.7; % [-] coeficiente de amortiguamiento
10 Vt = 4.34e-4; % [m^3] volumen total
11 beta = 689e6; % [N/m^2] módulo de bulk
12 Kp = 9.5e-11; % [m^3/Pa*s] coeficiente de presión flujo
13 Kf = 1.123; % [m^2/s] ganancia de flujo
14
15 Ts = 0.001;
16 Qe = 15e-8*diag([1e2 1 1e-15 1 1]);
17 R = 15e-4;
18
19 %prediccion al tiempo actualizado
20 xkk_1 = xk_1k_1 + Ts*[xk_1k_1(2);
21 -K*xk_1k_1(1)/m-b*xk_1k_1(2)/m+Ap*xk_1k_1(3)/m;
22 -(4*beta/Vt)*Ap*xk_1k_1(2)-(4*beta/Vt)*Kp*xk_1k_1(3)+(4*beta/Vt)*Kf*xk_1k_1(4);
23 xk_1k_1(5);
24 -wv^2*xk_1k_1(4)-2*zeta*wv*xk_1k_1(5)+kv*wv^2*uk_1];
25 Ak_1 = eye(5) + Ts*[0 1 0 0 0
26 -K/m -b/m Ap/m 0 0
27 0 -(4*beta/Vt)*Ap -(4*beta/Vt)*Kp (4*beta/Vt)*Kf 0
28 0 0 0 1
29 0 0 0 -wv^2 -2*zeta*wv];
30 Pkk_1 = Ak_1*Pk_1k_1*Ak_1'+Qe;
31
32 %Measurement update
33 C = [1 0 0 0 0];
34 ykk_1 = C*xkk_1;
35 Pxy = Pkk_1*C'; Pyy = C*Pkk_1*C'+R;
36 %Ganancia de Kalman
37 Wk = Pxy/Pyy; % Wk = Pxy*Pyy^-1
38 %Actualizacion de estados y covarianza
39 xkk = xkk_1+Wk*(yk-ykk_1);
40 Pkk = Pkk_1-Wk*Pyy*Wk';
41 Pkk = (Pkk+Pkk')/2;
42
43 end

```

Anexo 4. Código Observador de presión.

```

KalmanFilter ▶ OBSERVADOR PRESIÓN ▶ EKF2
1 function[xkk, Pkk] = fcn(yk, uk_1, xk_1k_1, Pk_1k_1)
2 %valores de constantes del modelo
3 Ap = 0.0016; % [m]^2 area del piston
4 m = 85.3; % [kg] masa del sistema
5 K = 0; % [N/m] constante de rigidez
6 b = 1000; % [Ns/m] coeficiente de amortiguamiento
7 wv = 200*6.283; % [rad/seg] frecuencia natural de servovalvula
8 kv = 4.06e-5; % [m/V] ganancia de servoválvula
9 zetav = 0.7; % [--] coheficiente de amortiguamiento
10 Vt = 4.34e-4; % [m^3] volumen total
11 beta = 689e6; % [N/m^2] módulo de bulk
12 Kp = 9.5e-11; % [m^3/Pa*s] coheficiente de presión flujo
13 Kf = 1.123; % [m^2/s] ganancia de flujo
14
15 Ts = 0.01; % [s] shample time
16 Qe = 4e-10*diag([1e10 1 1e1 1 1]);
17 R = 4e-8;
18
19 %prediccion al tiempo actualizado
20 xkk_1 = xk_1k_1 + Ts*[xk_1k_1(2);
21 -K*xk_1k_1(1)/m-b*xk_1k_1(2)/m+Ap*xk_1k_1(3)/m;
22 -(4*beta/Vt)*Ap*xk_1k_1(2)-(4*beta/Vt)*Kp*xk_1k_1(3)+(4*beta/Vt)*Kf*xk_1k_1(4);
23 xk_1k_1(5);
24 -wv^2*xk_1k_1(4)-2*zetav*wv*xk_1k_1(5)+kv*wv^2*uk_1];
25 Ak_1 = eye(5) + Ts*[0 1 0 0 0
26 -K/m -b/m Ap/m 0 0
27 0 -(4*beta/Vt)*Ap -(4*beta/Vt)*Kp (4*beta/Vt)*Kf 0
28 0 0 0 1
29 0 0 0 -wv^2 -2*zetav*wv];
30 Pkk_1 = Ak_1*Pk_1k_1*Ak_1'+Qe;
31
32 %Measurement update
33 C = [0 0 1 0 0];
34 ykk_1 = C*xkk_1;
35 Pxy = Pkk_1*C'; Pyy = C*Pkk_1*C'+R;
36 %Ganancia de Kalman
37 wk = Pxy/Py; % wk = Pxy*Py^-1
38 %Actualizacion de estados y covarianza
39 xkk = xkk_1+wk*(yk-ykk_1);
40 Pkk = Pkk_1-wk*Py*wk';
41 Pkk = (Pkk+Pkk')/2;
42
43

```