



# **UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO**

PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA

INGENIERÍA ELÉCTRICA – CONTROL

DIAGNÓSTICO DE FUGAS SECUENCIALES

TESIS

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:

DOCTOR EN INGENIERÍA

PRESENTA

JORGE LUIS ROJAS ALBINO

TUTOR

DRA. MARÍA CRISTINA VERDE RODARTE, INSTITUTO DE INGENIERÍA

COMITÉ TUTOR

DR. LUIS ÁLVAREZ ICAZA LONGORIA, INSTITUTO DE INGENIERÍA

DR. JAIME ALBERTO MORENO PÉREZ, INSTITUTO DE INGENIERÍA

DRA. FLOR LIZETH TORRES ORTIZ, FACULTAD DE INGENIERÍA

CDMX MARZO 2021



Universidad Nacional  
Autónoma de México



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

# Dedicatorias

A mi madre Graciela Albino González, tus ideales y tú determinación en mi educación me hicieron creer que podía lograr todo lo que me propusiera, este logro es la prueba es prueba de ello, gracias por nunca rendirte.

A mi hermana Crystal, siempre me apoyas y me das los mejores consejos.

Mis sobrinos Diego e Itzel, siempre voy a apoyarlos para que logren sus metas, nunca dejen de esforzarse ni de ser felices.

A todas las personas que me apoyaron para lograr esta meta, saben que sus comentarios, consejos y opiniones me impulsaron en algún momento de esta travesía, especialmente a Karina Santos por ayudarme en tantas ocasiones, tus consejos y revisiones de mis artículos fueron fundamentales para que pudiera terminar.

# Agradecimientos

A mis sinodales y a mi comité tutorial por todo el tiempo invertido, revisiones y comentarios realizados.

Gracias al Instituto de Ingeniería por el espacio otorgado.

Al consejo nacional de ciencia y tecnología (CONACyT) por la beca otorgada.

Al Dr. Paul Maya Ortiz por confiar en mí y darme la oportunidad de compartir mis conocimientos como profesor de asignatura.

A Arturo Ambriz Maguey por ser un gran amigo, por tus consejos, apoyo y confiarme tantos años los equipos representativos de voleibol de la facultad de Ingeniería.

# Índice general

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| <b>1</b> | <b>Introducción</b>   | <b>3</b>  |
| 1.1      | Seguridad de sistemas físicos . . . . .                               | 3         |
| 1.2      | Monitoreo y diagnóstico de fallas . . . . .                           | 6         |
| 1.3      | Supervisión de redes de ductos . . . . .                              | 7         |
| 1.4      | Retos del diagnóstico de fugas en ductos . . . . .                    | 10        |
| 1.4.1    | Incertidumbre en el Gradiente Hidráulico $J(f, Q)$ . . . . .          | 10        |
| 1.4.2    | Ubicación de fugas múltiples. . . . .                                 | 14        |
| 1.5      | Objetivos y contribuciones. . . . .                                   | 15        |
| <b>2</b> | <b>Modelos del fluido en un ducto con fugas</b>                       | <b>17</b> |
| 2.1      | Modelo de dimensión infinita . . . . .                                | 17        |
| 2.2      | Modelo equivalente entrada-salida. . . . .                            | 19        |
| 2.3      | Modelo de dimensión finita . . . . .                                  | 20        |
| 2.4      | Modelo reducido. . . . .  | 22        |
| 2.5      | Modelo parametrizado. . . . .   | 23        |
| <b>3</b> | <b>Análisis e identificación del gradiente hidráulico</b>             | <b>26</b> |
| 3.1      | Pérdida de presión debido a la fricción . . . . .                     | 26        |
| 3.1.1    | Análisis de sensibilidad . . . . .                                    | 29        |
| 3.2      | Gradiente hidráulico polinomial $J(\Theta, Q)$ . . . . .              | 30        |
| 3.2.1    | Identificación paramétrica fuera de línea . . . . .                   | 31        |
| 3.3      | Identificación vía un observador y señal excitante. . . . .           | 33        |
| 3.3.1    | Ajuste del filtro de Kalman extendido. . . . .                        | 34        |
| 3.3.2    | Desempeño del EKF . . . . .   | 36        |
| 3.4      | Identificación vía un observador adaptable . . . . .                  | 39        |
| 3.4.1    | Observador adaptable . . . . .  | 40        |
| 3.4.2    | Experimento de validación. . . . .                                    | 43        |
| <b>4</b> | <b>Localizador de fugas secuenciales con adaptación del gradiente</b> | <b>45</b> |
| 4.1      | Planteamiento novedoso del problema. . . . .                          | 45        |
| 4.2      | Arquitectura del localizador . . . . .                                | 47        |
| 4.3      | Observadores para las funciones $Rec-L_e$ y $Gen-Ir$ . . . . .        | 48        |
| 4.3.1    | Filtro extendido de Kalman, EKF. . . . .                              | 49        |
| 4.3.2    | Observador de modos deslizantes SMO . . . . .                         | 50        |
| 4.3.3    | Desempeño de los observadores . . . . .                               | 52        |

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| 4.4      | Observador para la función Cal- $L_i$ . . . . .               | 52        |
| 4.4.1    | Desempeño del esquema de tres observadores acoplados. . . . . | 55        |
| 4.4.2    | Resultados con datos experimentales . . . . .                 | 56        |
| <b>5</b> | <b>Conclusiones</b>   | <b>59</b> |
| <b>6</b> | <b>Referencias</b>  | <b>61</b> |
|          | <b>Apéndices</b>  | <b>66</b> |
| <b>A</b> | <b>Planta piloto</b>  | <b>67</b> |
| <b>B</b> | <b>Implementación en tiempo real</b>                          | <b>69</b> |

# 1 Introducción

## 1.1 Seguridad de sistemas físicos

Los sistemas físicos han aumentado su complejidad a causa del gran desarrollo y avances tecnológicos de los últimos años. Además, los requerimientos de la sociedad, seguridad, confiabilidad y sustentabilidad del medio ambiente han provocado que los sistemas de control de los procesos también sean más complejos. En situaciones comunes, como en el caso de un automóvil, se pueden encontrar varios sistemas retroalimentados de control y monitoreo, todos ellos distribuidos en varias computadoras que realizan diversas tareas y que han permitido una mejora continua en la eficiencia de los motores, disminución de contaminantes y en la maniobrabilidad de vehículo (Eriksson y Nielsen, 2014).

Si se toma en cuenta el gran número de lazos de control que se tienen dentro de los procesos, que pueden ser del orden de miles, es probable que algunos de los dispositivos y elementos que lo integran presenten una falla, ya sea por daños de fabricación, degradación por el paso del tiempo, efecto de fenómenos naturales o por causas externas que no fueron consideradas en el diseño (Verde *et al.*, 2013), (Frank, 1990). Además, las fallas no se limitan solamente a los elementos propios del sistema, también ocurren en los instrumentos de medición en los actuadores o por errores humanos provocados al cambiar las condiciones de operación del proceso. Todas estas causas provocan que los sistemas dejen de funcionar de forma satisfactoria, cuando los controladores no son capaces de compensar los efectos de las fallas.

A pesar de las normas de seguridad impuestas a los procesos, los sistemas físicos fallan con frecuencia debido a la falta de mantenimiento, eventos naturales y diversas causas que incluyen diseños mal concebidos o sabotajes (Miletich, 2019).

Por ejemplo, la explosión en la plataforma petrolera de *Deepwater Horizon*, en el golfo de México en 2010, causó cientos de muertes de animales marinos y el derrame de crudo más grande hasta ahora registrado (780 millones de litros de petróleo crudo); los científicos aseguran que el ecosistema afectado aún no se recupera. De acuerdo con una investigación interna, este evento sucedió debido a que una burbuja de gas metano escapó del pozo, se disparó hacia la columna de perforación y se expandió rápidamente reventando varios sellos y barreras antes de explotar. Otro accidente de gran relevancia ocurrió en la ciudad de Fukushima, Japón, en 2011, dónde un terremoto y un tsunami produjeron olas de 15 metros que inundaron la central nuclear, generando fallas en cascada en diversas partes de las instalaciones. A consecuencia de este accidente, el sistema de refrigeración de los reactores quedó dañado, lo cual generó altos niveles de radioactividad en la región y daños económicos valorados entre 87 y 166 mil millones de euros (Kurokawa, 2012).

A partir de estos eventos, organismos internacionales han impuesto medidas de regulación y seguridad en las instalaciones con alto riesgo a través de sistemas automáticos de supervisión y diagnóstico de fallas para tratar de evitar daños a la sociedad y al medio ambiente.

En el caso de un sistema de monitoreo automático de procesos sencillos y con pocas variables, es posible diseñar detectores de condiciones de operación anormales a través de los umbrales de las variables que permitirá actuar de inmediato con planes de emergencia para reducir daños severos. Sin embargo, este tipo de monitoreo no es confiable para sistemas con múltiples variables o procesos que involucren sustancias peligrosas. En estas condiciones, surge la necesidad de mejorar y establecer nuevos requerimientos para los sistemas de control automático en donde la seguridad y confiabilidad deben ser tomadas en cuenta. Por tanto, la tarea de un sistema de control es garantizar un buen desempeño del proceso en condiciones normales así como en las tareas de supervisión del funcionamiento del proceso ante eventos anormales. Es importante mencionar que los sistemas de control modernos con algoritmos de diagnóstico solo reducen la probabilidad de accidentes, mas no lo eliminan.

Las diversas condiciones de trabajo de un sistema físico descritas en los párrafos anteriores evidencian la necesidad de desarrollar métodos sistemáticos de diagnóstico y control tolerante a fallas. El más usado para los sistemas vulnerables es la redundancia física o por hardware, el cual, como su nombre lo indica, consiste en duplicar o triplicar las partes más sensibles de un proceso como los sensores, actuadores, incluso algunas partes del proceso mismo. Esta redundancia de los dispositivos permite, por medio de la comparación de su funcionamiento, tomar decisiones sobre la presencia de comportamientos atípicos y sobre posibles acciones correctivas. De esta forma, con base en la información se puede mantener la operación en condiciones seguras en caso de una falla en los dispositivos redundantes (Himmelblau, 1978).

Por ejemplo, si en un ducto se instalan dos bombas y se detecta que alguna de ellas falla, la otra bomba puede sustituirla manteniendo el proceso en operación (Verde *et al.*, 2012). Si ambas bombas tienen las mismas características, es posible la sustitución y entonces mantener el sistema en operación normal. Sin embargo, si son de diferente capacidad o se trata de una bomba de respaldo, se mantiene el proceso en operación pero con un funcionamiento degradado, sin un paro total del proceso. De la misma manera, al colocar varios sensores para medir una misma variable y comparar las mediciones de los mismos, es posible detectar cuando falla alguno de ellos. Este tipo de métodos son bastante confiables pues permiten una respuesta rápida para la detección de posibles fallas y, en general, se aplican a partes muy específicas de los sistemas donde se llevan a cabo aplicaciones de alto riesgo o involucran peligro para los operadores, usuarios, o el medio ambiente.

En la industria aeronáutica, es común emplear varios tipos de actuadores (hidráulicos, neumáticos, eléctricos) en los alerones de un avión para realizar la misma función y evitar perder la controlabilidad de la nave en caso de alguna falla (Muenchhof *et al.*, 2009). Este tipo de políticas es una solución muy costosa y aumenta las dimensiones físicas del sistema, lo cual no siempre es factible de realizar.

En los años setenta surgieron sistemas de protección simples implementados por software en aplicaciones aeroespaciales y de ingeniería de procesos, los cuales pueden considerarse como los ancestros de los sistemas de monitoreo y supervisión actuales (Willsky y Jones, 1976). Las primeras aplicaciones en donde se incluyeron junto a las tareas de control, las de supervisión y el diagnóstico de fallas fueron de ingeniería química y nuclear (Himmelblau, 1978; Pau, 1981). Los procedimientos reportados estaban principalmente basados en análisis de datos históricos, filtrado de señales y métodos cualitativos integrados con experiencia de los operadores.

Los inconvenientes de requerir operadores expertos y sistemas redundantes por hardware indujeron el diseño de sistemas tolerantes a fallas con dispositivos digitales en los años setenta vía el concepto de **redundancia analítica**. Dicho concepto está basado en el uso de modelos que permiten estimar el comportamiento del proceso, y compararlo con el sistema físico para detectar condiciones anormales; sin necesidad de hardware redundante. En particular, el usar modelos dinámicos que describan los fenómenos de un proceso es actualmente de uso común para diferenciar diversas causas en el deterioro de los sistemas complejos. Los diseños de algoritmos de

detección de fallas con redundancia analítica se basan principalmente en los siguientes tipos de modelos:

**Modelos matemáticos:** Uno o varios modelos matemáticos, en el sentido clásico de teoría de control y ciencias de la computación para representar sistemas dinámicos.

**Modelos de señales:** Uno o varios modelos de señales, donde el comportamiento de las señales del proceso se obtiene a partir de datos históricos y experimentos realizados que caracterizan las propiedades de las señales de un proceso en condiciones normales y anormales. Este tipo de modelos es la base de los diagnósticos clínicos y se han usados también en ingeniería (Verde *et al.*, 2013).

El interés de la comunidad de control automático por los problemas de seguridad y diagnóstico de fallas en procesos se manifestó desde los años ochenta aprovechando herramientas de sistemas dinámicos ya consolidadas como son: el diseño de observadores y los métodos de identificación de parámetros. La idea de reemplazar la redundancia física por analítica fue propuesta por Beard (1971) en el Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT) lo cual llevó al diseño de filtros sensibles a ciertas fallas. En este marco de referencia se propusieron tres procedimientos básicos:

- uso de un observador para generar señales representativas de las fallas de los instrumentos (Frank, 1987),
- generar directamente relaciones redundantes a partir de las mediciones y modelos de un sistema (Gertler, 1998),
- identificar desviaciones de los parámetros del modelo usando herramientas de estimación de parámetros (Isermann, 1993).

La consolidación de la teoría de control, el desarrollo de herramientas del campo de la inteligencia artificial, los avances de la instrumentación y el bajo costo de los dispositivos digitales, han tenido efectos positivos tanto en el desarrollo de nuevas técnicas de identificación de fallas, como nuevas aplicaciones. En consecuencia, los sistemas de supervisión empezaron a desarrollarse para la industria robótica, las redes de distribución, la industria del transporte en sus diversas opciones, por mencionar algunas. En este contexto, surgen diversos marcos de referencia para resolver de forma sistemática y metodológica los problemas de diagnóstico y clasificados en tres grandes grupos que son: métodos históricos, modelos cualitativos o modelos cuantitativos de los procesos (Venkatasubramanian *et al.*, 2003*a,b,c*).

Algunos grupos de académicos, apoyados en herramientas de teoría estadística, se dieron a la tarea de explotar la cantidad de datos históricos que se tenían de procesos para diseñar métodos generales de diagnóstico basados en funciones de correlaciones, clasificaciones de estadística de patrones, etc. Esta técnica es la base de los sistemas de diagnóstico médicos. En paralelo a este enfoque, se empezó a usar el filtro de Kalman (Kalman, 1960) y el máximo de verosimilitud generalizado para diagnóstico de fallas.

En resumen, hoy en día la comunidad de detección y localización de fallas aborda problemas en diversas aplicaciones importantes como son: centrales eléctricas, reactores, drones, aeronaves, redes eléctricas y de transporte de fluidos, como es el caso de esta tesis, con herramientas desarrolladas en la teoría de sistemas de control y de inteligencia artificial y que se implementan en dispositivos digitales que pueden comunicarse con los sistemas SCADA.



## 1.2 Monitoreo y diagnóstico de fallas

En los proyectos de ingeniería, de manera paralela al diseño técnico detallado del sistema, se lleva a cabo un análisis de riesgo y de seguridad de éste, cuyo objetivo es estudiar de manera sistemática las causas de posibles eventos y perturbaciones que podrían afectar la operación del sistema, como pueden ser: válvulas bloqueadas, sensores que suministran valores erróneos, cortos circuitos, fugas, bandas desgastadas, cimientos deteriorados, etc. Esta parte del estudio tiene como objeto identificar las partes más vulnerables y establecer un compromiso entre el costo de una obra segura y el riesgo de incidentes catastróficos como puede ser la destrucción de una aeronave o de una presa hidráulica.

A nivel operacional el monitoreo se concibe como el registro permanente en línea de las variables más críticas de un proceso con objeto de distinguir condiciones anormales y tratar de tomar acciones para llevarlo a una condición segura de operación.

El diseño de un sistema físico parte de la premisa que el sistema debe ejecutarse de manera correcta en condiciones específicas de operación, además, los controladores deben tener la capacidad para mantener el sistema operando en condiciones seguras ante eventos y perturbaciones no frecuentes. Por tanto, la inclusión de una etapa de **monitoreo** dentro de los sistemas complejos es indispensable. Para ello es necesario disponer de forma permanente del estado del sistema a través de vigilantes que de manera directa o indirecta están alertas de las condiciones reales del sistema. Esto conlleva a medir y tener información de tantas variables del proceso como sea factible y registrar su estado de forma automática en la bitácora correspondiente. Esta información permite tomar acciones en función del estado real del sistema.

Los operadores de una central eléctrica o los pilotos de una aeronave, por ejemplo, son entonces parte fundamental del sistema de monitoreo ya que toman acciones en función de las variables que se miden y registran. Este tipo de monitoreo es muy primitivo, poco robusto y de alto riesgo debido a que no es sencillo determinar las causas de un comportamiento anormal en algunas variables cuando se activan alertas simultáneamente. Además, el periodo con que se registran algunas variables puede ser muy largo, y es común que un componente dañado provoque averías en cadena en diferentes partes de sistema. En consecuencia, este método de monitoreo tiene una alta probabilidad de generar falsas alarmas (Mina, 2008), por lo que se recomienda su uso solamente en sistemas sencillos y de bajo riesgo como pueden ser los equipos domésticos (lavadora, ventilador, etc.).

Por consiguiente, un sistema de control seguro y confiable debe incluir tareas automáticas de monitoreo que consideren relaciones causa-efecto entre las variables más críticas del sistema. Además, la automatización integrada y actual debe mantener un funcionamiento global del proceso, no sólo con un desempeño satisfactorio cuando éste opera en condiciones nominales, sino también en los diversos modos de funcionamiento como son el arranque y el paro de dispositivos. En el caso de los procesos en tanda se debe tener sistemas de monitoreo específicos para cada etapa.

En el contexto de sistemas de monitoreo, las señales de alarma juegan un papel importante, ya que alertan sobre la presencia de condiciones anormales, a pesar de desconocer la causa del evento. La forma más simple de activar las alarmas es cuando una variable sobrepasa los límites de operación establecidos en condiciones normales. Sin embargo, como ya se mencionó anteriormente, el considerar solamente valores máximos y mínimos permitidos de las variables para determinar las causas de una falla genera conclusiones falsas sobre las fallas y por tanto provoca acciones correctivas equivocadas por parte de los operadores.

Con objeto de poder diagnosticar correctamente cuales componentes de un proceso están dañados, se propuso en los años ochenta el uso de un modelo analítico para identificar de forma más confiable las condiciones de

falla de las variables registradas en el proceso. A las relaciones que se pueden generar a través de modelos y variables medidas de un proceso para identificar fallas se les conoce como **relaciones redundantes analíticas**, denotadas RRA. En otras palabras, una RRA es una expresión obtenida a partir del modelo nominal, que únicamente depende de variables medibles y cuya evaluación genera un indicador de falla llamado residuo (Frank, 1990), (Isermann, 2006). Por analogía con las señales de alarma tradicionales y para simplificar la detección, se acostumbra usar el valor cero para el residuo en ausencia de fallas y un valor diferente de cero para el caso contrario. Sin embargo, en función del problema a diagnosticar, el diseñador tiene libertad para definir el valor del residuo en condición normal y de falla.

El diseño de las RRA o generadores de residuos, como se denotan de manera coloquial, hacen uso de herramientas de análisis de sistemas dinámicos (Blanke *et al.*, 2006) y actualmente existen diversos enfoques para abordar el problema. En general, se parte de modelos del sistema en condiciones nominales y se deben buscar relaciones entre las variables conocidas del proceso y las que generan una señal de alarma en condiciones de falla. Es decir, a partir de variables medidas y entradas del sistema se buscan relaciones obtenidas a partir de los modelos que difieran de cero en condiciones de fallas. Inicialmente se desarrolló la teoría de detección e identificación de fallas para sistemas lineales (Gertler, 1998), (Ding, 2008). A partir de los trabajos del grupo de investigación en Duisburg en los años noventa, se extendió la idea de generar RRA para sistemas no lineales (Alcorta y Frank, 1997). Las condiciones y escenarios de diseño se han ido extendiendo y hoy en día existen gran variedad de propuestas para obtener RRA considerando modelos no lineales. (X. Zhang y Polycarpou, 2004).

Otro enfoque para la estimación de fallas fue propuesto por Besançon (2003). El autor formula el problema global de la detección e identificación de las falla en el marco de un observador que directamente estima la señal provocada por la falla, incluyéndola como un nuevo estado del sistema a estimar. Con este enfoque los observadores no lineales de gran ganancia y de modos deslizantes han sido usados exitosamente en diversas aplicaciones (Edwards *et al.*, 2000).

### 1.3 Supervisión de redes de ductos

Los ductos de fluidos son el medio de transporte más eficiente, económico y seguro; no obstante, el mantenimiento es costoso y muchas veces es necesario hacer tareas de diagnóstico de daños con la instalación fuera de operación. En México contamos con una red de distribución de aproximadamente 70 mil kilómetros de ductos para el transporte de hidrocarburos (CartoCrítica y Stiftung, 2017), de los cuales 6% se encuentran en el fondo del mar; para el caso de transporte de agua, se cuenta con una red de más de 3 mil kilómetros de acueductos (CONAGUA, 2018), donde el sistema Cutzamala es uno de los sistemas de suministro de agua potable más grande del mundo (506 millones de metros cúbicos por año) y superar un desnivel de origen a destino de 1100 [m].

Como cualquier tipo de sistema, los ductos están sujetos a fallas. En una red de ductos, las fallas pueden ocurrir en los centros de bombeo, los sistemas de almacenamiento, en la instrumentación de la infraestructura y en el propio ducto. La fuga es una de las fallas más estudiadas y pueden ser causadas por fenómenos naturales, una mala instalación, por la degradación del ducto con el paso del tiempo, accidentes cercanos o, en los últimos años, por tomas clandestinas que dañan los ductos. Los daños provocados incluyen pérdidas económicas por el fluido derramado, daño ecológico en la región y en algunos casos peligro para la población cuando los fluidos transportados son inflamables o dañinos para la salud.

Verde y Torres (2017) mencionan dos estudios en términos de costos sobre las fugas en redes de ductos:

- El realizado por el Consejo Nacional Canadiense de Investigación en donde se indica que en promedio se

invierten 82 millones de dólares cada año en la reparación de tuberías, y se estima un costo aproximado de 2500 dólares en la reparación por cada una de las fallas por tubería.

- El segundo análisis reportado por la Agencia de Protección del Medio Ambiente de los Estados Unidos de América (EPA, 2009) realiza una investigación a nivel nacional, la cual hace notar la necesidad de invertir aproximadamente 200.8 miles de millones de dólares en la transmisión y distribución de agua para los próximos 20 años. De esta cantidad, la mayor parte estará dedicada a la reparación de la infraestructura de medios de transporte de agua.

Recientemente en la ciudad de México, medios periodísticos reportan pérdidas del 40% en la red de distribución de agua debido principalmente a que la infraestructura es obsoleta (La jornada, 2018). También se anuncian contratos por 52 millones de pesos para rehabilitar la red y contratos de 465 mil pesos para detección de fugas en un municipio (Nexos, 2018). Para el caso de hidrocarburos se estiman pérdidas económicas de 66 mil millones de pesos anuales (Informador, 2019) y se reportan más de 12 mil tomas clandestinas.

Estos hechos justifican el gran interés por diseñar sistema automáticos de localización de fugas. En particular la comunidad del Instituto de Ingeniería de control automático ha dedicado esfuerzos importantes a través de proyectos de colaboración para desarrollar algoritmos de supervisión de redes basados en modelos analíticos y herramientas de estimación de estados (Torres *et al.*, 2012b), (Verde *et al.*, 2007), (Domínguez *et al.*, 2020).

Se puede decir que existen dos escenarios distintos en el problema de la localización de fugas en ductos. Por un lado, se tienen las redes de distribución sectorizadas, en donde la variabilidad e incertidumbre de la demanda y el número restringido de sensores de presión que se tienen para monitorear la red son los retos a vencer (Pudiar *et al.*, 1992; Pérez *et al.*, 2011; Casillas *et al.*, 2015). En este caso, es poco realista asumir que se puede tener un modelo analítico que permita identificar las fugas en todos los nodos de la red, cuando solamente se tienen modelos de la red en estado permanente (EPA, 2009).

Por otro lado, un escenario distinto es el problema de localizar fugas en tuberías principales, cuya función básica es el transporte del fluido a grandes distancias de una ubicación  $A$  a una  $B$ , donde se conocen las presiones y caudales en los extremos. Lo inaccesible de algunas instalaciones complica las maniobras en el ducto en épocas específicas del año. Los métodos más tradicionales de localización de fugas están basados en un balance de masas con mediciones de caudal y presión en los extremos de la sección del ducto. En estas condiciones, los flujos y presiones del fluido se registran vía un sistema SCADA y se tienen grandes cantidades de datos almacenados en las estaciones de la red utilizados para el cobro del suministro del producto. Los retos a vencer para los sistemas de localización son mejorar el modelado del comportamiento de los fluidos usados y reducir la incertidumbre sobre las propiedades físicas de la línea a lo largo de su vida útil. Colombo *et al.* (2009) presentan un estudio considerando diversas técnicas que dependen del tipo de variables que se registran en ductos principales de líquidos y gas. En general, los métodos buscan mejorar la sensibilidad de los sensores para fugas pequeñas y robustificar los algoritmos para evitar falsas alarmas. En las instalaciones de hidrocarburos y fluidos inflamables es común actualmente incluir instrumentos ópticos y/o acústicos con el fin de mejorar la seguridad (Lu y Iseley, 2018). En el caso de ductos hidráulicos, el disponer de buenos modelos y de mediciones de caudal hace atractivo, desde un punto de vista económico, el diseño de localizadores basado en balance de masas. Con esta técnica, el identificar la pérdida del producto es relativamente sencillo dado que se presenta una diferencia entre el gasto másico de entrada y de salida de la sección cuando no hay ramales o tanques de almacenamiento en la sección. El reto es la ubicación exacta de las posiciones de las fugas.

Un análisis histórico permite identificar a Billman e Isermann (1987); Shields y Daley (2001); Geiger *et al.* (2000); Verde (2001) como los primeros autores dentro de la comunidad de seguridad de procesos de la IFAC en

proponer métodos basados en la teoría de observadores de estados para resolver el problema de la estimación de la posición y el caudal derramado. Billman e Isermann (1987) en particular desarrollan un observador de estados y una técnica de correlación para la localización y detección de fugas pequeñas sobre un ducto y presentan resultados en simulación y experimentos, su contribución dio origen a una patente. Otra contribución importante con un enfoque diferente fue presentada por Verde (2001), en donde se consideran posibles posiciones de fugas distribuidas a lo largo del ducto, la detección de la fuga se logra obteniendo un conjunto de RRA generadas por un banco de observadores con entradas desconocidas, los cuales son robustos ante una fuga y sensibles a las demás. Es decir, se formula el problema en el marco de observadores generalizados. Sin embargo, con esta propuesta, la fuga queda caracterizada por el intervalo espacial entre los observadores llamados vigilantes virtuales (VIVI-UNAM). En Torres *et al.* (2012a) se presenta un método basado en un esquema de observadores de alta ganancia que, de forma similar al trabajo de Verde (2001), genera un residuo capaz de encontrar la región en la que se localiza la fuga, y posteriormente un observador que estima la posición y el coeficiente de descarga asociados a la fuga. Este resultado está validado con datos sintéticos de un ducto que transporta gas licuado de petróleo (LPG liquid petroleum gas). Moustafa *et al.* (2012) proponen un método basado en una familia de filtros de Kalman. La fuga se localiza haciendo un barrido del nodo de entrada al de salida y encontrando el residuo mínimo con datos simulados. Se hace notar que ante un escenario de dos fugas simultáneas los métodos antes citados generan resultados erróneos.

Un resultado importante en el contexto de aislabilidad de fugas es el reportado por Verde *et al.* (2003). Los autores muestran que no es factible detectar y aislar dos fugas simultáneas si se dispone de un modelo en estado estacionario y únicamente se tienen mediciones de presión y flujo en los extremos del ducto. Por tanto, el problema de múltiples fugas con las mediciones en los extremos requiere suposiciones adicionales y analizar al fluido durante la etapa transitoria. Este resultado sirvió de motivación para proponer una identificación de parámetros de la familia de modelos de dos fugas, la cual deber ser ejecutada fuera de línea a partir de la respuesta transitoria del caudal y al seleccionar el elemento de la familia que minimiza el error cuadrático entre el caudal del modelo y los datos reales (Verde *et al.*, 2007).

En Jiménez y Verde (2011) se propone distinguir la respuesta del caudal con dos fugas de la condición de una fuga con una maniobra específica fuera de línea. La maniobra usada es una señal auxiliar periódica provocada con una válvula en el conducto. La diferencia entre la respuesta frecuencial del fluido con el modelo de una fuga y los datos reales con dos fugas se usa como residuo para diagnosticar la presencia de dos fugas fuera de línea. Con este método no es posible estimar la posición y magnitud de la fugas.

Otra propuesta para localizar la ubicación de dos fugas también implementada fuera de línea fue planteada en C. Verde y Torres (2014). La formulación del problema parte del hecho de que existe un modelo equivalente entrada-salida entre un ducto con una fuga y dos fugas. Esto permite identificar los parámetros del modelo de una fuga con un algoritmo de optimización y usando la relación de equivalencia entre modelos para determinar los parámetros del modelo de dos fugas. Lograr un mínimo absoluto en la optimización es la principal dificultad de este método.

Delgado-Aguinaga *et al.* (2016) también proponen un método de estimación de fugas secuenciales que aumenta la dimensión del modelo cada vez que una nueva fuga se presenta. Para la estimación se emplea un filtro de Kalman extendido y los resultados experimentales reportados no dejan ver la potencialidad del procedimiento, a costa de aumentar la complejidad en el cálculo de la ecuación diferencial matricial de Riccati.

En resumen, el problema de encontrar una sola fuga sobre un ducto está resuelto con una gran diversidad de métodos y técnicas reportadas aun cuando el fluido se encuentra en estado estacionario, pero el problema de localizar múltiples fugas en ductos, cuando no es posible perturbar al fluido y sólo se tienen mediciones en los

extremos, sigue abierto. En estas condiciones, los métodos fuera de línea parecerían ser la única opción viable (Verde *et al.*, 2007).

Si se asumen conocidas las posiciones de las fugas, Negrete y Verde (2012) reportan la obtención de los flujos de fuga para dos fugas secuenciales utilizando observadores de modos deslizantes. Esta propuesta fue validada con datos simulados y reales de un ducto hidráulico. Los resultados de este trabajo hicieron pensar en la viabilidad de diseñar algoritmos para dos fugas secuenciales con intervalos cortos de tiempo entre fugas.

Con objeto de buscar resolver al problema de múltiples fugas, en Rojas (2015) atacué el problema de identificar la presencia de fugas secuenciales. El esquema de identificación consta de múltiples observadores basados en el filtro extendido de Kalman, los cuales están interconectados y funcionan por etapas, partiendo de la idea de parámetros equivalentes para evitar aumentar el orden de los observadores. En este caso, los resultados fueron validados únicamente en simulación.

Los métodos brevemente descritos anteriormente supusieron que los parámetros asociados a la pérdida de carga por la fricción entre el flujo y la pared del conducto eran constantes. Es decir, se consideró que el número de Reynolds del fluido es constante a lo largo de todo el ducto, despreciando el balance de energía. De igual forma diferentes estudios experimentales con la tubería piloto del Instituto de Ingeniería de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) llevaron a la conclusión de que la pérdida de carga es un parámetro que varía muy lentamente con el tiempo y que justifica las desviaciones y falta de repetitividad en los resultados experimentales en condiciones muy similares, hecho que varios autores justificaban debido a los modelos simplificados usados para la detección y a los sensores. En el trabajo de Fernández *et al.* (2018) se utilizó un modelo para las pérdidas asociadas a la fricción, el cual dio como resultado una estimación más precisa de los parámetros asociados a las fugas que en el trabajo previo de Negrete y Verde (2012).

Del estado del arte descrito en la sección anterior, se puede concluir que existen dos problemas que deben ser resueltos para robustificar los sistemas de localización de múltiples fugas en ductos: el manejo de la estimación de la pérdida de carga y el de las fugas indistinguibles, si éstas ocurren de forma simultánea.

## 1.4 Retos del diagnóstico de fugas en ductos

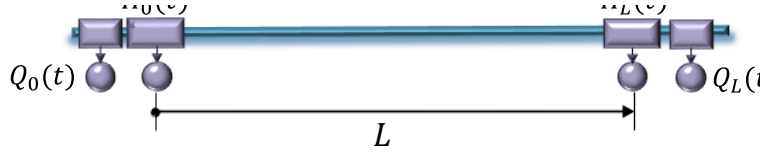
Con objeto de evidenciar los problemas actuales del diagnóstico de fugas en ductos y motivar los objetivos del proyecto de doctorado, a continuación se presenta un análisis llevado a cabo sobre las principales oportunidades de desarrollo que tienen los sistemas de diagnóstico de fugas.

### 1.4.1 Incertidumbre en el Gradiente Hidráulico $J(f, Q)$

La mayoría de los estudios sobre detección de fugas en fluidos supone que la función del gradiente hidráulico del fluido  $J(f, Q)$  o cabezal de presión por unidad de longitud, propuesta por Darcy-Weisbach, depende del caudal  $Q$ , del área  $A_r$  y diámetro  $D$  del ducto, de la gravedad  $g$  y del factor de fricción  $f$ , que a su vez depende de las propiedades del fluido y del ducto. En el Capítulo 3 se presenta un análisis detallado de las propiedades del gradiente hidráulico. La forma más aceptada para el gradiente está dada por:

$$J(f, Q) = f \frac{Q^2}{2gDA_r^2}. \quad (1.1)$$

La expresión del factor de fricción  $f$  no es una función continua para todo el rango de flujo, es decir, cambia dependiendo de las condiciones del flujo. Si es laminar  $f$  puede ser expresada por una función que solo depende



**Fig 1.1** Representación esquemática del ducto y las variables medidas  $H_0$  y  $H_L$ ,  $Q$

del número de Reynolds, en cambio, si el flujo es completamente turbulento depende del número de Reynolds así como de las propiedades del ducto (Houghtalen *et al.*, 2010). Además, existen diversas funciones para caracterizar a  $f$ , en algunas oraciones se asume constante, y el valor es definido por el fabricante del conducto considerando el fluido que circulará por el mismo.

En general,  $f$  es función de la rugosidad; el número de Reynolds, la viscosidad cinemática y la temperatura del fluido son parámetros inciertos, ya que no se mantienen constantes en una instalación real durante la vida útil de ésta (Bratland, 2013; Chaudhry, 2014). En consecuencia, el factor es incierto y se refleja en desviaciones del estado del fluido, así como en los estimados de los parámetros de una fuga con modelos analíticos.

Para identificar el orden de magnitud de los errores provocados por la incertidumbre en  $f$ , a continuación se analizan los efectos de las incertidumbres en el cálculo del caudal en el ducto y en la posición de una fuga.

Considere una instalación experimental de un ducto horizontal como el mostrado en la Figura 1.1 en donde se pueden medir el caudal del fluido  $Q = Q_0 = Q_L$  y las presiones  $H_0$  y  $H_L$  en dos puntos del ducto separados una distancia  $L$ . Entonces, se puede obtener de manera gráfica la función del gradiente hidráulico del fluido para una serie de punto de operación usando la relación de pérdida de carga en estado estacionario:

$$\frac{H_0 - H_L}{L} = J(f, Q) \quad (1.2)$$

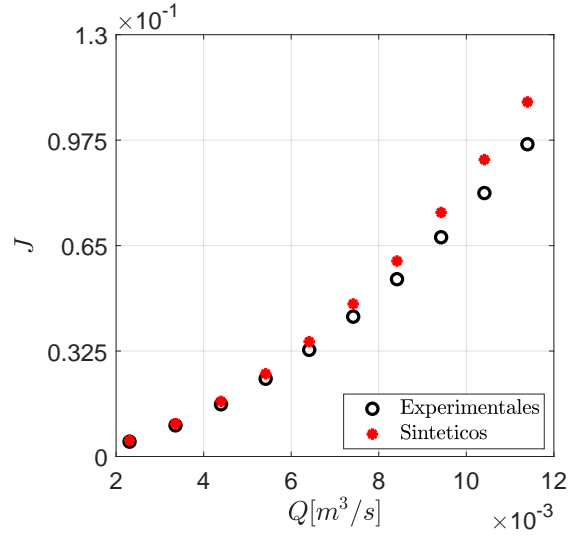
De esta forma, la gráfica obtenida (Figura 1.2) permite comparar los valores alcanzados vía la ecuación de Darcy-Weisbach (1.1) con los parámetros de una instalación experimental y estudiar los intervalos de operación en donde las funciones gradiente difieren.

En particular, utilizando diez puntos de operación de la planta piloto del II-UNAM y la expresión (1.2), se obtuvieron los valores del gradiente identificados con el símbolo  $\circ$  de la Figura 1.2. De igual forma, considerando los valores de fábrica de ducto (apéndice A) y usando la ecuación (1.1) se calcularon los valores marcados con el símbolo  $\bullet$  en la Figura 1.2. La comparación de ambos conjuntos de datos arroja diferencias entre los dos modelos del gradiente, donde las mayores discrepancias ocurren para caudales arriba de  $6 \times 10^{-3} [m^3/s]$ . Se hace notar que esta diferencia está presente en condiciones nominales del ducto, es decir, sin emular fugas en la planta piloto.

A pesar de que podría considerarse despreciable la diferencia entre las funciones gradiente de la Figura 1.2 debido a que en condiciones de fuga los caudales antes y después de la posición de la fuga son diferentes, una compensación del error no es la mejor solución. Se requiere estimar de manera continua la función gradiente y garantizar un modelo más confiable en condiciones de falla.

Con objeto de analizar el efecto específico de considerar un factor de fricción constante en la identificación de fugas, se presentan a continuación dos experimentos con datos de la tubería hidráulica piloto, los cuales evidencian la necesidad de estimar el gradiente en tiempo real para una buena localización, sobre todo en el caso de fugas secuenciales.

**Experimento 1:** El experimento se programó para mantener el sistema en operación estacionaria durante 24 horas con las condiciones teóricas constantes y las siguientes condiciones iniciales



**Fig 1.2** Valores de la función gradiente calculada con a) (1.1), parámetros de fábrica y datos sintéticos, y b) (1.2), datos experimentales

- Velocidad de la bomba de propulsión constante
- Válvulas del sistema normalmente cerrada (sin fugas)
- Condiciones iniciales de equilibrio con flujo  $Q_0 = Q_L = 11.45 \times 10^{-3} [m^3/s]$ .

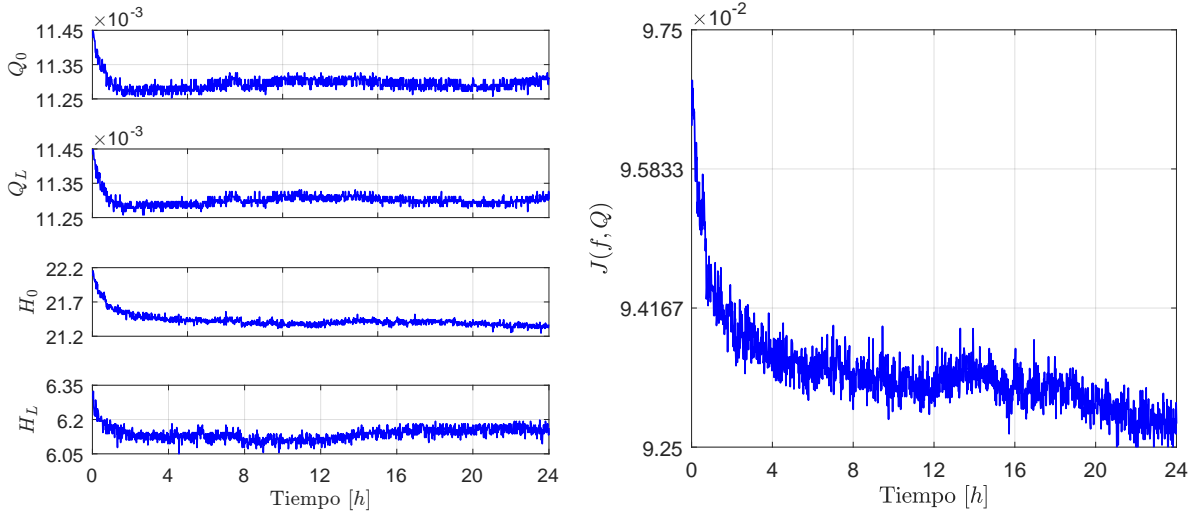
El comportamiento registrado de los caudales y de las presiones se muestra en el lado izquierdo de la Figura 1.3. La evolución del estimado de la función  $J(f, Q)$  obtenido con (1.2) se presenta en el lado derecho de la figura. La Tabla A.1 del apéndice A presenta los parámetros estadísticos de los cuatro estados del fluido y de la función gradiente a lo largo de todo el experimento. A partir del comportamiento del estado del fluido y la estimación del gradiente se concluye que:

- Durante las primeras dos horas de operación, es posible que exista aire en el ducto, además, se presenta una variación considerable en la temperatura, por lo que la estimación de la función gradiente  $J(f, Q)$  reporta los cambios más considerables, pero se observa que existen variaciones durante todo el experimento.
- La función del gradiente hidráulico calculado con 1.2 es muy sensible a las variaciones del estado del fluido.

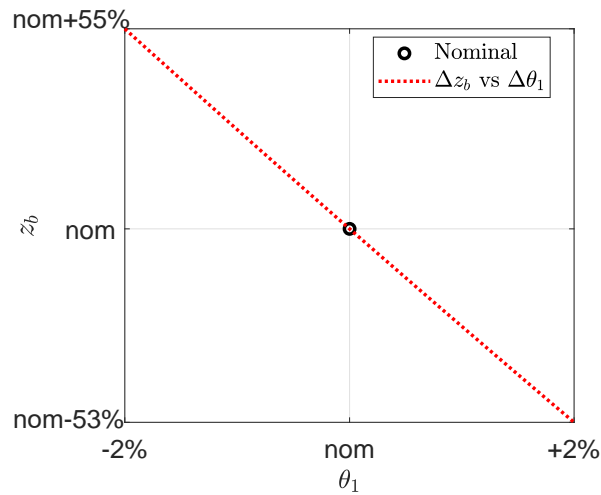
**Experimento 2:** Este experimento tuvo como objeto estudiar el efecto en la posición de una fuga ante una variación del 2% en el parámetro asociado a la fricción  $f$ . La posición de la fuga  $z_b$  se calculó con la expresión:

$$z_b = \frac{J(f, Q_L)L + H_L - H_0}{J(f, Q_L) - J(f, Q_0)}, \quad (1.3)$$

tomada de González *et al.* (2016) con  $J(f, Q)$  la función del gradiente,  $L$  la longitud del ducto y  $H_L - H_0$  la diferencia de presiones entre los extremos del ducto. Los parámetros del ducto usados en este experimento sintético se reportan en la Tabla A.1 del Apéndice A. La Figura 1.4 muestra los porcentajes de error de  $z_b$  cuando se tiene una incertidumbre del 2% en el parámetro asociado a la fricción.



**Fig 1.3** Mediciones de flujo, presión y cálculo de la función  $J(f, Q)$  durante 24 horas



**Fig 1.4** Efecto en la posición de la fuga ante variaciones del 2% en el parámetro de fricción  $f$



La sensibilidad registrada de la posición de la fuga ante variación en el parámetro  $f$  mostrada en la Figura 1.4 explica que en diversos trabajos de identificación de fugas (Verde, 2001; Moustafa *et al.*, 2012; Delgado-Aguinaga *et al.*, 2016) se presentan errores considerables en la posición estimada sin una justificación clara. Los autores asocian las desviaciones a diversas causas: ruido en las mediciones, incertidumbres en el modelado, o debido al método de estimación. Es decir se le ha dado poca importancia a la estimación del gradiente hidráulico.

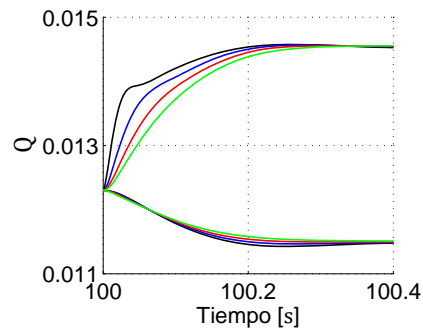
En consecuencia, este análisis muestra la sensibilidad e importancia de la estimación del gradiente hidráulico en la formulación del problema de diagnóstico de fugas en un ducto. Por tanto, este problema fue la principal motivación para proponer un modelo del gradiente hidráulico que pudiera ser identificado en tiempo real y así mejorar la robustez de la localización en condiciones de fallas múltiples.

### 1.4.2 Ubicación de fugas múltiples

Desde un punto de vista estadístico es poco probable que debido al envejecimiento de los ductos ocurran dos fugas de forma simultánea. Sin embargo, los eventos naturales que provocan esfuerzos mecánicos en el ducto fuera de las condiciones de diseño originan fracturas totales del conducto que inhabilitan la circulación del fluido o producen secuencias de fugas. Debido a que una fractura interrumpe completamente el flujo, no es posible usar los procedimientos de detección basados en el balance de masas para la localización. En las secciones anteriores, se hizo notar que la localización automática de fugas simultáneas en tiempo real es un problema aún abierto cuando se dispone de un modelo de dimensión finita del fluido y se tienen mediciones únicamente de flujo y presión con un ancho de banda limitado. El problema de fugas secuenciales con intervalos de ocurrencia no demasiado pequeños tiene posibilidad de ser resuelto en tiempo real con modelos del fluido adaptados al número de fugas presentes. En este sentido, gracias a la velocidad y capacidades de los dispositivos digitales de nuevas generaciones, es viable buscar métodos para la localización. En este escenario, la ejecución del algoritmo de localización debe ser tan rápido como sea posible para permitir al vigilante virtual estar alerta a la ocurrencia de la siguiente fuga. A continuación se presenta el resultado de un experimento que permite formular el problema de diagnóstico de múltiples fugas con base en respuestas transitorias.

**Experimento 3:** Considere que se diseña una serie de experimentos en un ducto en donde se provocan dos fugas simultáneas, con la misma pérdida de flujo total constante  $Q_f$  en estado permanente. Entonces, los estados del fluido en equilibrio en los extremos del ducto (presiones  $(H(0, t) H(L, t))$  y caudales  $(Q(0, t) Q(L, t))$ ) son iguales para toda la serie de experimentos con estados internos diferentes. Es decir, las dos fugas son débilmente aislables ya que solamente la evolución transitoria es diferente para cada pareja en los estados medibles. Esta definición de fallas débilmente aislables fue introducida para sistemas lineales por Chen y Patton (1999). La Figura 1.5 presenta la evolución de los caudales en la entrada y salida para cuatro parejas de fugas localizadas en diferentes posiciones y con la misma pérdida total de flujo. Se observa que todos los caudales alcanzan en  $0.4 [s]$  el mismo punto de equilibrio  $(0.0144, 0.0116) [m^3/s]$  y por tanto las fugas solamente son distinguibles durante la parte transitoria de los caudales. En consecuencia, se requiere perturbar al fluido para identificar más de dos fugas en tiempo real. Se hace notar que la solución de buscar e identificar las fugas solamente con la respuesta transitoria de los caudales se considera inviable, debido a que el ancho de banda de los sistemas SCADA a nivel industrial es del orden de minutos (Verde *et al.*, 2011), que se considera muy lento.

Una característica de los modelos del fluido en estado permanente con más de dos fugas es que pueden describirse con un modelo equivalente entrada-salida con una fuga. A lo largo del presente trabajo se verá que la existencia de dichos modelos equivalentes en estado permanente juegan un papel importante en la metodología propuesta para localizar fugas secuenciales. Esta propiedad de los modelos equivalentes toma relevancia en



**Fig 1.5** Evolución de los caudales en los extremos del ducto con cuatro parejas de fugas simultáneas y misma pérdida total de caudal, ( $Q [m^3/s]$ )

ductos de hidrocarburos, dónde no está permitido perturbar el fluido ni generar transitorios por razones de seguridad.

Las debilidades y desempeños poco satisfactorios de los algoritmos de diagnóstico de fugas en ductos descritos en esta sección sirvieron de base para establecer el objetivo general y los específicos del trabajo de doctorado.

## 1.5 Objetivos y contribuciones

Los antecedentes y retos antes descritos dieron origen a formular como objetivo principal de este trabajo el diseñar un sistema capaz de identificar y localizar fugas secuenciales, considerando el modelo de un fluido en un ducto presurizado y usando herramientas de teoría de estimación y diagnóstico de sistemas dinámicos no lineales. En particular, se desea determinar tanto la posición como el caudal provocado por cada fuga a medida que éstas se van presentando. Como medida de desempeño se busca minimizar el tiempo de localización entre fugas. El marco de referencia del trabajo considera:

- Fluidos monofásicos que operan en el régimen turbulento rugoso (tuberías presurizadas);
- Que solo se tienen disponibles mediciones en los extremos de la tubería; y
- Que se desconocen ambos parámetros asociados a las fugas, tanto el caudal de salida por el orificio como su posición.

La propuesta fruto del trabajo de doctorado consistió en derivar, a partir de un modelo nominal de la dinámica del fluido, los modelos equivalentes entrada-salida para múltiples fugas en condiciones estacionarias. Estos modelos equivalentes tienen la fortaleza de que pueden ajustarse en tiempo real ante variaciones del punto de operación o cambios de los parámetros físicos del fluido en cuestión. Además, tiene la ventaja de no aumentar el orden dinámico del sistema a medida que se incrementa el número de fugas activas. Adicionalmente, para mejorar la robustez del diagnosticador, se incluye un método de calibración del gradiente hidráulico del modelo asociado a la pérdida por fricción. Estas características del diagnosticador diseñado son las principales contribuciones del sistema diseñado y validado en tiempo real.

Con respecto a las características del sistema propuesto, se puede decir que el esquema de observadores acoplados propuesto es una versión más compacta y eficiente que las reportadas anteriormente para el caso de fugas secuenciales. Para mostrar las bondades del esquema de localización de fallas secuenciales se presentan

resultados con datos reales y también se reportan resultados de la implementación en Labview ejecutando el algoritmo en tiempo real. Este sistemas es uno de los primeros implementado en tiempo real utilizando el software orientado a sistemas SCADA LabVIEW (2016), disponible en la planta piloto del II-UNAM. Las pruebas realizadas fueron satisfactorias y similares en cuanto a la precisión para la identificación de fugas secuenciales hechas fuera de línea, demostrando el correcto funcionamiento de la implementación.

Para la implementación en tiempo real en LabVIEW fue necesario diseñar las rutinas de los estimadores, debido a la carencia de funciones propias orientadas a matrices y sistemas dinámicos. La realización de los algoritmos fue implementada considerando tiempos específicos por tarea entre cada nuevo dato. Esto con objeto de evitar una discretización en tiempo de los algoritmos.

En conclusión, el sistema y la implementación propuestos se consideran viables de ser aplicables en la industria para atacar el problema de la identificación de múltiples fugas en un ducto. Esto, como una opción viable dentro del marco de los métodos de balance de masas. Además, la adaptación usada para el cálculo en tiempo real del gradiente hidráulico mejora de forma considerable los esquemas reportados en la literatura, en los que no se introduce explícitamente la estimación en línea del gradiente hidráulico.

La presentación del trabajo se ha organizado de la siguiente forma. En el Capítulo 2, se describen con detalle los modelos propuestos para atacar el problema de múltiples fugas, considerando el concepto de modelos equivalentes entrada-salida. En el Capítulo 3, se realiza un análisis de sensibilidad de la función gradiente con respecto del flujo, de donde se desprende que es más conveniente identificar directamente el gradiente que considerar aisladamente el parámetro de fricción. Esta aportación permitió proponer una función del gradiente y la estimación de sus parámetros mediante dos técnicas diferentes. En particular, se muestra la viabilidad de usar un observador adaptable para la identificación del gradiente aprovechando la excitación natural de las señales medidas. Esto permite la aplicación del sistema en instalaciones donde no están permitidas maniobras para identificar el estado del ducto. Más adelante, en el Capítulo 4, se proponen dos observadores no lineales acoplados capaces de estimar, por un lado, los parámetros asociados a las fugas y, por otro, estimar los coeficientes del gradiente hidráulico. El sistema está dotado con una señal residuo que conmuta la acción de los estimadores que comparten información entre ellos para robustificar la estimación ante incertidumbres en el gradiente hidráulico. Finalmente, en el Capítulo 5 se presentan las conclusiones y objetivos alcanzados del trabajo. La implementación como parte del sistema SCADA se describe en el Apéndice A.

## 2 Modelos del fluido en un ducto con fugas

### 2.1 Modelo de dimensión infinita

El punto de partida para el desarrollo de las técnicas de detección e identificación de fallas basadas en modelos analíticos, para el caso de un ducto principal, es el modelo del fluido presurizado en un ducto. El modelo más general parte de las ecuaciones de conservación de momento y de masa que gobiernan el comportamiento transitorio del fluido, reportado por Chaudhry (2014). Se considera que se tiene un ducto recto, sin inclinaciones, de paredes ligeramente flexibles, con un fluido débilmente compresible, en una dimensión para el desplazamiento y con la velocidad del fluido significativamente menor que la velocidad de la onda de presión. De acuerdo con Streeter y Wylie (1978), bajo estas condiciones el modelo está descrito por el conjunto de ecuaciones diferenciales parciales:

$$\begin{aligned} \frac{1}{a_1} \frac{\partial Q(z, t)}{\partial t} + \frac{\partial H(z, t)}{\partial z} + J(f, Q(z, t)) &= 0, \\ \frac{\partial H(z, t)}{\partial t} + a_2 \frac{\partial Q(z, t)}{\partial z} &= 0, \end{aligned} \quad (2.1)$$

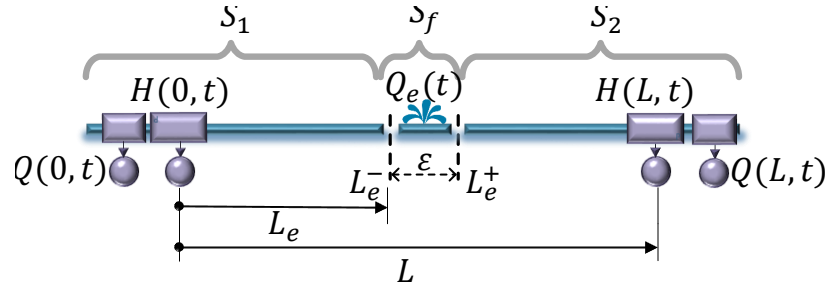
donde  $H(z, t)$  [m] denota el cabezal de presión piezométrico,  $Q(z, t)$  [ $m^3/s$ ] el flujo en el centro del ducto,  $z \in [0, L]$  [m] la variable espacial y  $t \geq 0$  la variable temporal. Además, las constantes  $a_1 = gAr$ , donde  $A_r$  [ $m^2$ ] es el área transversal del ducto,  $g$  la constante gravitacional, y  $a_2 = b^2/a_1$ , con  $b$  [ $m/s$ ] como la velocidad de la onda de presión dentro del fluido, y  $J(f, Q(z, t))$  como el gradiente hidráulico, el cual está asociado a las pérdidas por fricción. En el Capítulo 3, se introducen con detalle las propiedades del gradiente y su dependencia de la pérdida por fricción entre el fluido y el ducto dada la importancia de este término para la localización de fugas y, además, se proponen varios métodos para mejorar la identificación de esta función.

Para caracterizar completamente el comportamiento dinámico del fluido es necesario establecer condiciones en la frontera del ducto, es decir, para las ecuaciones (2.1). Considerando un ducto cuya longitud total es  $L$ , el cabezal hidráulico al inicio y al final del ducto se pueden asumir como condiciones de frontera o entradas del sistema medibles:

$$u(t) = \begin{bmatrix} H(0, t) \\ H(L, t) \end{bmatrix}, \quad (2.2)$$

Además, se supone que es posible medir los flujos en los extremos del ducto. Es decir el vector de mediciones está descrito por:

$$y(t) = \begin{bmatrix} Q(0, t) \\ Q(L, t) \end{bmatrix}. \quad (2.3)$$



**Fig 2.1** Variables y condiciones de frontera para un ducto con dos secciones normales y una fuga puntual intermedia

De acuerdo a la terminología de un sistema de detección e identificación de fallas (FDI), se define como una sección normal de ducto un tramo sano y recto del conducto gobernado por el modelo (2.1), es decir, sin daños, elementos de interconexión o válvulas. La presencia de una falla o ramal en el ducto genera físicamente una discontinuidad en el modelo. De acuerdo con Chaudhry (2014), bajo estas condiciones el modelo puede ser considerando como una sección normal ( $S_1$ ) de ducto acoplada aguas abajo con una sección puntal (distancia mucho menor a la longitud total del ducto  $\varepsilon \ll L$ ) con una fuga ( $S_f$ ), y la cual a su vez está acoplada aguas abajo por otra sección normal ( $S_2$ ). Esta interconexión se describe en el ducto de la Figura 2.1 y la fuga puntual puede expresarse matemáticamente mediante:

$$\begin{aligned} Q(L_e - \varepsilon, t) &= Q(L_e + \varepsilon, t) + \mu(t - \tau)Q_e(t), \\ H(L_e - \varepsilon, t) &\approx H(L_e + \varepsilon, t) \end{aligned} \quad (2.4)$$

donde  $\tau$  caracteriza el instante de tiempo en que la fuga o ramal se presenta y se modela mediante un escalón unitario  $\mu$  activado en  $\tau$ . Además, el caudal de la fuga satisface la relación de Torricelli:

$$Q_e(t) = \lambda_e \sqrt{H_e(L_e, t)}, \quad (2.5)$$

donde  $\lambda_e$  es función del coeficiente de descarga del área transversal y constantes producidas por la gravedad (Chaudhry, 2014) y  $H_e$  es el cabezal de presión hidráulico en el punto de fuga. La representación (2.5) es una forma genérica para cualquier geometría y  $\lambda_e$ . En general, este parámetro desconocido se puede considerar constante o que varía muy lentamente y es uno de los parámetros que debe ser estimado como parte del algoritmo de diagnóstico. Una desventaja de dicho modelo del flujo de fuga es que no puede recuperarse la geometría o el tamaño del orificio a partir del parámetro  $\lambda_e$ . Sin embargo, esto no es de interés en este trabajo.

La condición de fuga propuesta en (2.5) debe ser incluida en el modelo para cada fuga o ramal presente, es decir, si existen  $n$  fugas, el modelo está formado por  $n$  pares de ecuaciones del tipo (2.1) que modelan las secciones producidas entre las fugas y un par extra para la sección final del ducto, obteniendo así  $n + 1$  pares de ecuaciones, y entre cada par se tiene la condición de frontera asociada a la fuga del tipo (2.4).

Por lo tanto, el esquema de la Figura 2.2 describe la distribución arbitraria de  $n$  fugas en un ducto, en donde las distancias  $L_i$  con  $i = 1, 2, \dots, n$  representan las posibles posiciones asociadas a cada fuga,  $L$  la distancia total del ducto y la distancia de la última sección de ducto  $L_{n+1} = L - \sum_{i=1}^n L_i$ .

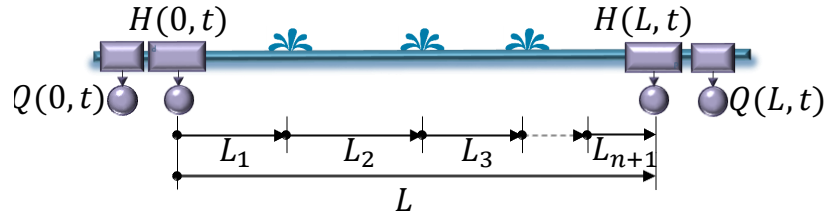


Fig 2.2 Distribución de fugas a lo largo del ducto

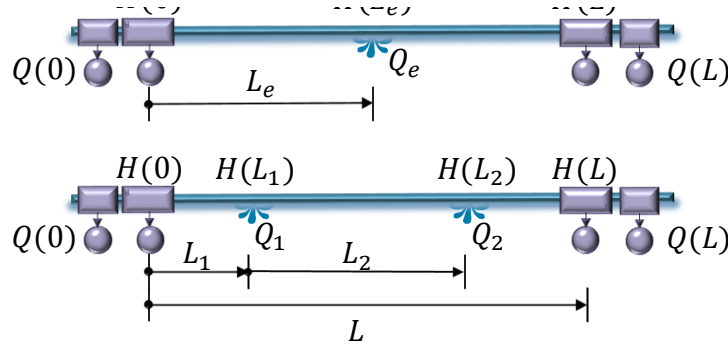


Fig 2.3 Descripción de variables de dos ductos equivalentes en estado estacionario con una y dos fugas

## 2.2 Modelo equivalente entrada-salida

Una propiedad del modelo (2.1) es su distinguibilidad débil con respecto a las fugas, cuando se consideran medibles solamente los vectores de presiones piezométricas  $u(t)$  y caudales  $y(t)$  (Verde *et al.*, 2003). Por tanto, algunos escenarios de fugas no pueden ser detectados, una vez que el efecto transitorio de dichas fugas se ha desvanecido.

En cambio, Korbicz *et al.* (2004) desarrollaron condiciones de equivalencia en estado permanente que caracterizan todos los eventos de dos fugas indistinguibles de una, asumiendo uniforme y constante la fricción  $f$  en (2.1). Sin embargo, como se hizo notar en el Capítulo 1, el gradiente hidráulico  $J(f, Q)$  varía debido a muchas causas, por lo que es necesario extender las condiciones de equivalencia propuestas por Korbicz *et al.* (2004) en términos del gradiente hidráulico para cada sección. La derivación en detalle de dichas condiciones en términos del gradiente hidráulico puede consultarse en Verde y Rojas (2017). A continuación se presentan únicamente las relaciones de equivalencia.

Considere los dos escenarios de fugas mostrados en la Figura 2.3, con características físicas iguales (longitud, diámetro interno, material, rugosidad), en donde la diferencia entre ambos sistemas es la presencia de una sola fuga con caudal  $Q_e(t)$  en la posición  $L_e$  en uno, y de dos fugas  $Q_1(t)$  y  $Q_2(t)$  en las posiciones  $L_1$  y  $L_1 + L_2$ , respectivamente. Entonces, cada sistema puede describirse por un conjunto de ecuaciones del tipo (2.1) para cada segmento respectivo tal y como se presenta en la Tabla 2.1.

Si se supone que ambos sistemas están en equilibrio y que la magnitud del caudal derramado es el mismo, se tiene:

$$\bar{Q}_e = \bar{Q}_1 + \bar{Q}_2. \quad (2.6)$$

donde la barra superior denota estado estacionario. Por tanto, al definir:

$$\bar{Q}(z_2) = \bar{Q}(0) - \bar{Q}_1, \forall z_2 \in [L_1, L_1 + L_2]$$

a partir de los dos modelos se puede formar el conjunto de relaciones estáticas entre variables en las fronteras de las secciones:

$$\bar{H}(L_e) - \bar{H}(0) = -J(f, \bar{Q}(0))L_e, \quad (2.7)$$

$$\bar{H}(L_1) - \bar{H}(0) = -J(f, \bar{Q}(0))L_1, \quad (2.8)$$

$$\bar{H}(L_2) - \bar{H}(L_1) = -J(f, \bar{Q}(z_2))(L_2), \quad (2.9)$$

$$\bar{H}(L) - \bar{H}(L_e) = -J(f, \bar{Q}(L))(L - L_e) \quad (2.10)$$

$$\bar{H}(L) - \bar{H}(L_2) = -J(f, \bar{Q}(L))(L - L_1 - L_2). \quad (2.11)$$

Al eliminar las variables internas desconocidas  $H(L_1)$  y  $H(L_2)$  de este conjunto de ecuaciones se obtiene la relación entre las posiciones de las fugas y los gradientes hidráulicos de ducto con dos fugas:

$$\frac{L_e - L_1}{L_2} = \frac{J(f, \bar{Q}(z_2)) - J(f, Q(L))}{J(f, \bar{Q}(0)) - J(f, Q_L)}. \quad (2.12)$$

Esta expresión, llamada modelo de equivalencia entrada-salida, vincula las condiciones de frontera internas provocadas por las dos fugas con las de una fuga equivalente y por lo tanto no depende de ninguna aproximación de las ecuaciones diferenciales parciales. En términos de sistemas dinámicos, es una propiedad de la pérdida de observabilidad a través de las variables en los extremos del ducto, una vez que la parte transitoria provocada por las fugas se desvanece. Este hecho justifica la dificultad de detectar múltiples fugas.

De acuerdo con Korbicz *et al.* (2004), por inducción se puede demostrar la generalización de la propiedad de equivalencia, a partir de dos fugas. Este hecho es el que permite identificar fugas de forma secuencial y que será aplicado en el Capítulo 4, dónde se presenta el algoritmo para localizar múltiples fugas secuenciales.

A partir del modelo equivalente se puede encontrar que las posiciones del ducto con dos fugas en  $(L_1, L_2)$  tiene la siguiente relación con la posición del ducto con una fuga:

$$L_1 < L_e < L_2.$$

Es decir, la posición de la fuga equivalente  $L_e$  se ubica siempre entre las posiciones de las dos fugas.

Se observa a partir del lado derecho de (2.12) que la relación entre las posiciones depende de los gradientes hidráulicos por secciones del modelo de dos fugas y de ahí la necesidad de tener bien caracterizada e identificada la pérdida por fricción, tema del Capítulo 3 de este trabajo.

### 2.3 Modelo de dimensión finita

Para el escenario de una sola fuga en el ducto, Aamo *et al.* (2006) proponen diseñar un esquema de detección de fugas basado en el modelo de dimensión infinita (2.1). Sin embargo, la extensión de este tipo de detectores para el caso de múltiples fugas, aun en el caso de que estas sean secuenciales, no parece sencilla. Por lo tanto, en este trabajo, se desarrollan algoritmos de localización a partir de una discretización espacial del modelo de dimensión infinita, junto con el modelo de equivalencia descrito en la sección anterior.

De acuerdo con Verde (2001) al aproximar las derivadas parciales espaciales por medio de:

$$\frac{\partial \xi(z, t)}{\partial z} = \frac{\xi_{z_{k+1}}(t) - \xi_{z_k}(t)}{\Delta z_k}, \quad (2.13)$$

en cada pareja de ecuaciones del tipo (2.1), y considerando las condiciones de frontera  $H(0, t)$ ,  $H(L, t)$ ,  $Q(0, t)$  y  $Q(L, t)$ , se obtiene un modelo aproximado en diferencias finitas conformado por un par de ecuaciones para cada sección, de la forma:

$$\begin{aligned} \dot{Q}(L_i, t) &= \frac{a_1}{L_i} \left( H(L_{i-1}, t) - H(L_i, t) \right) - a_1 J(f, Q(L_i, t)), \\ \dot{H}(L_i, t) &= \frac{a_2}{L_i} \left( Q(L_i, t) - Q(L_{i+1}, t) - \mu(t - \tau_i) Q_{ei}(t) \right), \end{aligned} \quad (2.14)$$

dónde  $i = 1, 2, 3 \dots M$  es el número de secciones sin daños, interconectadas a través de las fugas puntuales separadas por una distancia  $L_i$ . En esta pareja de ecuaciones la variable  $Q_{ei} = \lambda_i \sqrt{H(L_i, t)}$  describe el flujo de fuga,  $\lambda_i$  es el factor asociado al coeficiente de descarga y  $a_1$  y  $a_2$  son las constantes asociadas a los parámetros físicos del ducto descritas previamente. Cuando se supone que las paredes del ducto son ligeramente flexibles y el fluido es débilmente compresible, el flujo  $Q_{L_i}$  es uniforme a lo largo de la sección  $i$  y  $H_{L_i}$  es la presión en el punto de fuga dado por  $L_i$ , respectivamente.

Debido al interés en modelar el ducto en condición de al menos una fuga en la posición  $L_e$  equivalente, es necesario al menos considerar dos secciones, como resultado es el modelo de estado con la estructura:

$$\begin{aligned} \dot{Q}_0(t) &= \frac{a_1}{L_e} \left( H_0(t) - H_e(t) \right) - a_1 J(f, Q_0(t)), \\ \dot{H}_e(t) &= \frac{a_2}{L_e} \left( Q_0(t) - Q_L(t) - Q_e(t) \right), \\ \dot{Q}_L(t) &= \frac{a_1}{L - L_e} \left( H_e(t) - H_L(t) \right) - a_1 J(f, Q_L(t)), \\ y(t) &= \begin{bmatrix} Q_0(t) \\ Q_L(t) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (2.15)$$

donde se ha eliminado el subíndice  $i = 1$ , por simplicidad en la notación. Las variables involucradas se representan de forma esquemática en la Figura 2.4,  $L_e$  es la distancia del origen a la posición de la fuga equivalente y coincide con el tamaño de la primera sección, en este caso las salidas  $Q_0(t) = Q_L(t)$  cuando  $Q_e = 0$ . Se hace notar que este sistema tiene la misma estructura que el la Figura 2.3, usada en la derivación del modelo equivalente. Debido a la estructura y propiedades físicas de (2.15), se puede demostrar que este sistema tiene las siguientes propiedades:

**Propiedad 1:** Si  $J(f, Q)$ ,  $L_e$  y  $Q_e$  son conocidas, el sistema tiene la estructura estrictamente superior e inferior de Hessenberg (SLULH). Además, se tienen mediciones de los estados superior e inferior, este sistema es observable en Fernández *et al.* (2018).

**Propiedad 2:** El sistema es lineal con respecto al vector de entradas conocidas  $[H_0, H_L]'$ .

**Propiedad 3:** Si  $Q_e = 0$  con  $0 < L_e < L$ , la función  $J(f, Q)$  se puede identificar para cualquier entrada acotada con  $H(0) > H(L)$  y solamente se tiene un punto de equilibrio estable dado por:

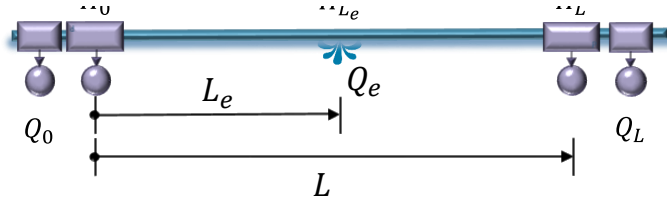
$$Q(0) = Q(L), \quad H(L_e) = H(0) - \frac{L_e}{L} (H(0) - H(L))$$



, con  $H(0) > H(L_e) > H(L)$ .

**Propiedad 4:** Si  $Q_e > 0$  y  $0 < L_e < L$  son conocidos, el sistema (2.15) puede llevarse a una forma de regresor y es posible entonces llevar a cabo la estimación de los parámetros de la función  $J(f, Q)$ .

**Propiedad 5:** Si las entradas  $H_0(t)$  y  $H_L(t)$  son localmente regulares, de acuerdo con Torres *et al.* (2012b), existe un observador del sistema aumentado con estados  $Q_e(t)$ ,  $L_e$  y  $J(\theta_1, Q) = \theta_1 Q^2(t)$ , donde el parámetro  $\theta_1$  concentra todos los efectos asociados a la fricción y puede considerarse también un valor a estimar.



**Fig 2.4** Esquema y variables del ducto con dos secciones y una fuga en la posición  $L_e$

Para compactar la presentación de los algoritmos de estimación a partir del modelo (2.15), este se escribe de forma compacta como:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) - \varphi(f, x(t)) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (2.16)$$

donde las matrices están dadas por:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{a_1}{L_e} & 0 \\ \frac{a_2}{L_e} & 0 & -\frac{a_2}{L_e} \\ 0 & \frac{a_1}{L-L_e} & 0 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} \frac{a_1}{L_e} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{a_2}{L_e} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{a_1}{L-L_e} \end{bmatrix}; \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad \varphi(f, x(t)) = a_1 \begin{bmatrix} J(f, x_1(t)) \\ 0 \\ J(f, x_3(t)) \end{bmatrix}. \quad (2.17)$$

cuyo vector de estados y de entradas están definidos por:

$$x(t) := \begin{bmatrix} Q_0 \\ H_e \\ Q_L \end{bmatrix}, \quad u(t) := \begin{bmatrix} H_0 \\ Q_e \\ H_L \end{bmatrix}.$$

Debido a que la condición de entradas localmente regulares impone la necesidad de excitación persistente, y esta condición no es aceptable en oleoductos y diversas aplicaciones para el transporte de fluidos, es necesario proponer un procedimiento que identifique los parámetros de  $\theta$ , sin añadir una señal de excitación persistente.

## 2.4 Modelo reducido

En el capítulo introductorio se justificó la necesidad de identificar en tiempo real el gradiente hidráulico  $J(f, Q)$  en (2.15) dado que las incertidumbres del medio y las fugas alteran considerable sus parámetros. Asimismo, se sabe que la dinámica asociada a la presión es mucho más rápida que la del gasto. Por tanto, se

propone reducir el modelo (2.15), despreciando la dinámica de  $H_e(t)$  durante la tarea de la identificación del gradiente en tiempo real. Bajo estas consideraciones, el modelo dinámico usado para identificar el gradiente hidráulico con y sin fugas se puede reducir a:

$$\begin{aligned}\dot{Q}_0(t) &= \frac{a_1}{L_e} \left( H_0(t) - H_e(t) \right) - a_1 J(f, Q_0), \\ \dot{Q}_L(t) &= \frac{a_1}{L - L_e} \left( H_e(t) - H_L(t) \right) - a_1 J(f, Q_L), \\ y(t) &= \begin{bmatrix} Q_0(t) \\ Q_L(t) \end{bmatrix}.\end{aligned}\tag{2.18}$$

donde la presión intermedia en el punto de fuga  $H_e(t)$  se considera como una entrada desconocida del sistema (2.18). Una ventaja de este modelo es su estructura tipo observador, la cual permite identificar los parámetros asociados al gradiente hidráulico  $J(f, Q)$ , a través de un observador adaptable con entrada desconocida  $H_e(t)$ . Una propiedad muy útil del observador adaptable es su potencialidad de reconstruir los parámetros de gradiente aprovechando la excitación de las señales medidas. El diseño del observador específico utilizado para identificar  $\theta$  se presenta en el Capítulo 3.

En cambio, al reducir el modelo de tres estados a solamente dos, el sistema (2.18) pierde la capacidad de poder estimar el caudal de fuga  $Q_e$  e indirectamente el parámetro  $\lambda_e$ . Por tanto, la estimación del gradiente se lleva a cabo con el modelo reducido (2.18) y la estimación de los parámetros asociados a la fuga  $\lambda_e$  y  $L_e$  se realiza usando el modelo de tres estados (2.15). Las dos propuestas específicas sugeridas para la estimación de  $\lambda_e$  y  $L_e$ , se presentan en el Capítulo 4 y están basadas en el EKF y un observador de modos deslizantes (SMO sliding mode observer).

Finalmente, se hace notar que además de la sencillez, característica importante de ambos modelos (2.15) y (2.18), estos permiten aproximar por diferencias finitas el escenario con más de una fuga vía el modelo entrada-salida equivalente a una. Este hecho permite atacar el problema de múltiples fugas sin aumentar una pareja de ecuaciones dadas por (2.14), para cada nueva fuga que se presenta, cuando se toma en cuenta la condición de equivalencia (2.12).

## 2.5 Modelo parametrizado

Considerando la relación de equivalencia entre las fugas (2.12) y que las fugas se presentan de manera secuencial, es posible vincular los parámetros relativos de la última fuga  $i$  utilizando ciertas aproximaciones. Al utilizar la relación de equivalencia entre las fugas (2.12) y el modelo dinámico reducido (2.18) se tiene un modelo dinámico parametrizado con las posiciones  $L_1$  y  $L_2$ , y como las fugas se presentan de manera secuencial es posible añadir la temporalidad de la secuencia relacionando las posiciones relativas  $L_i$  de la última fuga presente y  $L_{e(i-1)}$  la posición equivalente de todas las fugas anteriores. Si el modelo es observable al menos localmente, es posible aprovechar las fortalezas de un estimador dinámico para calcular los parámetros relativos de la última fuga y obtener los parámetros reales absolutos de la secuencia de fugas.

De acuerdo a la Figura 2.3, si la distancia equivalente de todas las fugas acumuladas  $L_{e(i-1)}$  se considera que se presenta antes que la fuga  $i$ -ésima, de la relación (2.12) se puede considerar que  $L_1 = L_{e(i-1)}$  y la posición relativa de la última fuga  $L_2 = L_i$ , reescribiendo la relación con las nuevas variables se tiene que:

$$L_{e(i)} = \frac{L_i \left( J(f, Q_I) - J(f, Q_L) \right)}{J(f, Q_0) - J(f, Q_L)} + L_{e(i-1)},\tag{2.19}$$

donde  $Q_I$  es el flujo asociado a la sección intermedia entre las dos fugas y la distancia relativa  $L_i$ , la relación (2.19) es válida independientemente de la posición relativa de la fuga  $i$  respecto a la posición equivalente de la fuga  $i - 1$ , es decir aguas abajo o arriba de la posición equivalente, lo anterior debido a la referencia que se propone para la medición de las posiciones (Verde y Rojas, 2017).

A la vez, la relación de los caudales equivalentes surge del principio de conservación de masa ( $Q_e = Q_1 + Q_2$ ), y de manera similar a la relación anterior (2.19) puede considerarse que  $Q_{e(i-1)} = Q_1$  y  $Q_i = Q_2$ , siempre y cuando las fugas sean “pequeñas” en relación al flujo nominal para que la presencia del caudal  $Q_i$  no altere significativamente al caudal equivalente  $Q_{e(i-1)}$ . Además, recordando que el flujo de fuga puede ser representado por el coeficiente de descarga y la presión en el punto de fuga ( $Q = \lambda\sqrt{H}$ ), la relación de caudales equivalentes puede ser representada de la forma:

$$\lambda_{e(i)}\sqrt{H_{e(i)}} \approx Q_{e(i-1)} + \lambda_i\sqrt{H_i}. \quad (2.20)$$

y la presión equivalente se reduce a:

$$H_{e(i)} \approx \left( \frac{Q_{e(i-1)} + (\lambda_{e(i)} - \lambda_{e(i-1)})\sqrt{H_i}}{\lambda_{e(i)}} \right)^2. \quad (2.21)$$

Por lo tanto, sustituyendo  $L_{e(i)}$  (2.19) y  $H_{e(i)}$  (2.21) en el modelo dinámico reducido (2.18) se obtiene el modelo parametrizado en  $H_i$  y  $L_i$ .

$$\begin{aligned} \dot{Q}_0 &= \frac{a_1(J(f, Q_0) - J(f, Q_L)) \left( H_0 - \frac{(Q_{e(i-1)} + \sqrt{H_i}(\lambda_{e(i)} - \lambda_{e(i-1)}))^2}{\lambda_{e(i)}^2} \right)}{L_{e(i-1)}(J(f, Q_0) - J(f, Q_L^2)) - L_i(J(f, Q_L) - J(f, Q_I))} - a_1 J(f, Q_0) \\ \dot{Q}_L &= - \frac{a_1(J(f, Q_0) - J(f, Q_L)) \left( H_L - \frac{(Q_{e(i-1)} + \sqrt{H_i}(\lambda_{e(i)} - \lambda_{e(i-1)}))^2}{\lambda_{e(i)}^2} \right)}{L(J(f, Q_0) - J(f, Q_L)) - L_{e(i-1)}(J(f, Q_0) - J(f, Q_L)) + L_i(J(f, Q_L) - J(f, Q_I))} - a_1 J(f, Q_L), \\ y_i &= \begin{bmatrix} Q_0 \\ Q_L \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.22)$$

El modelo (2.22) puede ser utilizado para la estimación de los parámetros relativos ( $L_i$ ,  $H_i$ ) de la fuga  $i$  para  $i \geq 2, 3, \dots, n$ . Finalmente, para el cálculo de la posición absoluta, esta se puede calcularla mediante la expresión  $L_i^* = L_{e(i-1)} + L_i$  y el coeficiente de descarga de la fuga  $i$  puede ser aproximado mediante  $\lambda_i \approx \lambda_{e(i)} - \lambda_{e(i-1)}$ . Esta última aproximación es aceptable debido a que el coeficiente de fuga está asociado a la geometría del orificio y el parámetro equivalente resulta de la acumulación de los orificios de las fugas presentes.

**Tabla 2.1** Modelos del fluido por secciones con una y dos fugas

| Fuga en $L_e$  | Fugas en $L_1$ y $L_2$  |
|--|---|
| Sección Aguas Arriba   |   |
| $z_{1e} \in [0, L_e]$  | $z_1 \in [0, L_1]$  |
| $\frac{1}{a_1} \frac{\partial Q(z_{1e}, t)}{\partial t} + \frac{\partial H(z_{1e}, t)}{\partial z_{1e}} + J(f, Q(z_{1e}, t)) = 0$ $\frac{\partial H(z_{1e}, t)}{\partial t} + a_2 \frac{\partial Q(z_{1e}, t)}{\partial z_{1e}} = 0$ | $\frac{1}{a_1} \frac{\partial Q(z_1, t)}{\partial t} + \frac{\partial H(z_1, t)}{\partial z_1} + J(f, Q(z_1, t)) = 0$ $\frac{\partial H(z_1, t)}{\partial t} + a_2 \frac{\partial Q(z_1, t)}{\partial z_1} = 0$ |
| Condiciones de frontera  | Condiciones de frontera   |
| $Q(0, t)$ $H(0, t)$ $Q(L_e - \epsilon, t) = Q(L_e + \epsilon, t) + Q_e(t)$ $H(L_e - \epsilon, t) = H_L(L_e + \epsilon, t)$   | $Q(0, t)$ $H(0, t)$ $Q(L_1 - \epsilon, t) = Q(L_1 + \epsilon, t) + Q_1(t)$ $H(L_1 - \epsilon, t) = H(L_1 + \epsilon, t)$  |
| Sección Intermedia   |   |
| -  | $z_2 \in [L_1, L_1 + L_2]$  |
| -  | $\frac{1}{a_1} \frac{\partial Q(z_2, t)}{\partial t} + \frac{\partial H(z_2, t)}{\partial z_2} + J(f, Q(z_2, t)) = 0$ $\frac{\partial H(z_2, t)}{\partial t} + a_2 \frac{\partial Q(z_2, t)}{\partial z_2}$     |
| -  | Condición de frontera   |
| -  | $Q(L_1 + L_2 - \epsilon, t) = Q(L_1 + L_2 + \epsilon, t) + Q_2(t)$  |
| -  | $H(L_1 + L_2 - \epsilon, t) = H(L_1 + L_2 + \epsilon, t)$   |
| Sección Aguas Abajo  |   |
| $z_{2e} \in [L_e, L]$  | $z_3 \in [L_1 + L_2, L]$  |
| $\frac{1}{a_1} \frac{\partial Q(z_{2e}, t)}{\partial t} + \frac{\partial H(z_{2e}, t)}{\partial z_{2e}} + J(f, Q(z_{2e}, t)) = 0$ $\frac{\partial H(z_{2e}, t)}{\partial t} + a_2 \frac{\partial Q(z_{2e}, t)}{\partial z_{2e}}$     | $\frac{1}{a_1} \frac{\partial Q(z_3, t)}{\partial t} + \frac{\partial H(z_3, t)}{\partial z_3} + J(f, Q(z_3, t)) = 0$ $\frac{\partial H(z_3, t)}{\partial t} + a_2 \frac{\partial Q(z_3, t)}{\partial z_3}$     |
| Condición de frontera  | Condición de frontera   |
| $H(L, t)$ $Q(L, t)$  | $H(L, t)$ $Q(L, t)$   |

## 3 Análisis e identificación del gradiente hidráulico

Este capítulo tiene como objeto presentar un análisis de los efectos de la pérdida de presión debido a la fricción en el problema del diagnóstico de fugas. En particular, se estudia con profundidad los efectos de la pérdida por la fricción y a las fugas en la función del gradiente hidráulico  $J(f, Q)$ . Además, se propone una forma polinomial para caracterizar dicha función que puede ser identificada en tiempo real usando técnicas de identificación de sistemas dinámicos (Ljung, 1987). Una ventaja de dichas herramientas algorítmicas es que permiten estimar el gradiente automáticamente con diversas condiciones del ducto, inclusive con un ramal en el ducto.

### 3.1 Pérdida de presión debido a la fricción

Cuando un fluido viaja en un conducto cerrado está sujeto a una presión hidrostática, la cual depende de las propiedades del conducto, del tipo de fluido y de la velocidad media de éste. Por lo que respecta a la pérdida de energía, el fenómeno dominante es causado por la disipación viscosa del fluido con las paredes del ducto y es llamado pérdida por fricción (friction head loss) (Houghtalen *et al.*, 2010). De acuerdo con Bratland (2013) el fenómeno de fricción es difícil de modelar, incluso para un fluido de una sola fase, y se carece de un modelo universal capaz de describir el fenómeno satisfactoriamente con la variabilidad de los estados del sistema y condiciones que se pueden presentar. La caracterización de dicho fenómeno ha sido investigada profundamente en el pasado y depende del número de Reynolds, el cual está definido como:

$$\mathbf{R}_e = \frac{VD}{\nu} \quad \text{y} \quad V = \frac{Q}{A_r} \quad (3.1)$$

donde  $V$  es la velocidad del fluido,  $D$  el diámetro del ducto,  $\nu$  la viscosidad cinemática del fluido,  $Q$  el flujo medio y  $A_r$  el área transversal del ducto.

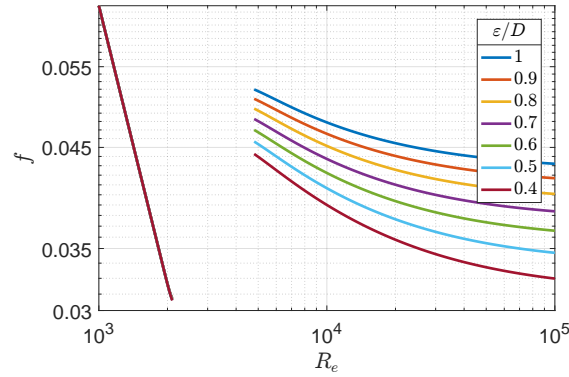
Dentro de las propuestas más reconocidas para el cálculo del gradiente hidráulico debido a la fricción se encuentra la función de Darcy-Weisbach (1.1), presentada nuevamente aquí, dado que es la función principal tema de este capítulo:

$$J(f, Q) = f \frac{Q^2}{2gDA_r^2} \quad (3.2)$$

con  $f$  una función de  $\mathbf{R}_e$ .

Para el régimen laminar, con  $1 < \mathbf{R}_e < 2300$ , las velocidades que se tienen del fluido son bajas, por lo que la interacción entre el fluido y las paredes del ducto es despreciable y, por tanto, la fricción es independiente del material del ducto. En estas condiciones, la relación entre la fricción y  $\mathbf{R}_e$  es inversa y está dada por:

$$f = \frac{64}{\mathbf{R}_e}. \quad (3.3)$$



**Fig 3.1** Diagrama de Moody

Ya que en las ductos principales el flujo no es laminar, este régimen no es de interés en este trabajo.

Para el régimen turbulento con  $\mathbf{R}_e > 4000$  se han propuesto múltiples funciones para determinar la fricción en la expresión de Darcy-Weisbach (1.1) y ponen en evidencia la dificultad de obtener una función genérica (Brkić, February 2012).

En el trabajo de Cayetano (2016) se analizan diferentes modelos para la fricción, en donde se representan como la suma de un término cuasi-estacionario  $f_q$  y un término no estacionario  $f_u$  i.e.  $f_T = f_q + f_u$ . El término no estacionario se relaciona con cambios abruptos en el flujo (aceleración instantánea convectiva). Por otra parte, en el trabajo de Dulhoste *et al.* (2011) se evalúan diferentes modelos de fricción para la localización de fugas, y se concluye que considerar un modelo para el término no estacionario de fricción  $f_u$  no representa una mejora en la localización de las fugas. Por tanto, en este trabajo solamente se consideran las pérdidas asociadas a la fricción cuasi-estacionaria y se denotará como  $f$  sin índice en este trabajo.

Una de las funciones más aceptadas para la fricción es la propuesta por Colebrook y White (1937), dada por:

$$\frac{1}{\sqrt{f}} = -4 \log \left( \frac{\varepsilon}{3.7D} + \frac{1.256}{\mathbf{R}_e \sqrt{f}} \right). \quad (3.4)$$

depende directamente de los parámetros físicos de rugosidad ( $\varepsilon$ ) y viscosidad cinemática ( $\nu$ ). Sin embargo, por la forma implícita de ésta es necesario un método numérico recursivo para encontrar el valor de la fricción  $f$ . Además, es sensible a la viscosidad cinemática que depende de la temperatura del fluido. Así que (3.4) es considerada una relación poco práctica para el cálculo de  $f$  en tiempo real.

Una herramienta muy utilizada en el área de hidráulica para la obtención de la fricción en un ducto es el diagrama de Moody, mostrado en la Figura 3.1, que fue construido con base en las ecuaciones de Darcy-Weisbach y de Colebrook-White. Para la construcción del diagrama es necesario conocer la rugosidad y el diámetro del ducto y el número de Reynolds en el que se asume opera el ducto. Además la región de transición entre regímenes ( $2300 \leq \mathbf{R}_e \leq 4000$ ) no se tiene bien caracterizada. Cabe notar que el diagrama es sólo válido para condiciones en estado estacionario, es decir que el punto de operación del sistema es fijo; esto debido a que, al cambiar el punto de operación es posible que el valor de  $\mathbf{R}_e$  se modifique. Este hecho fue ignorado en muchas aplicaciones de diagnóstico de fallas. El cambio en el punto de operación del fluido puede ser provocado por diferentes causas como son variaciones de 1) las condiciones en los extremos del ducto, 2) las propiedades del fluido (densidad, mezcla de los fluidos) o en la temperatura 3) las propiedades del ducto (variaciones en la rugosidad, corrosión, bloqueos o fugas).



**Fig 3.2** Corrosión en la pared interna de un ducto

Por su parte, Swamee (1993) propuso para  $f$  una función continua, válida para cualquier régimen del fluido, inclusive la región de transición, la cual permite calcular la fricción en función del flujo vía el número de Reynolds (3.1) a medida que cambia el punto de operación del sistema. La expresión está dada por:

$$f = \left( \left( \frac{64}{\mathbf{R}_e} \right)^8 + 9.5 \left( \ln \left( \frac{\varepsilon}{3.7D} + \frac{5.74}{\mathbf{R}_e^{0.9}} \right) - \left( \frac{2500}{\mathbf{R}_e} \right)^6 \right)^{-16} \right)^{0.125}. \quad (3.5)$$

Debido a la dependencia directa de los parámetros de rugosidad y viscosidad en esta función, es necesario estimar dichos parámetros en tiempo real para estimar  $f$ . En este sentido, tiene las mismas desventajas que la función de Colebrook-White.

Por lo que respecta a la rugosidad de un ducto, este parámetro es incierto y a partir del proceso de fabricación, puede que no sea homogéneo a lo largo del ducto. Además, con el uso se pueden provocar incrustación de partículas en el ducto que llegan incluso a bloquear el paso del fluido en algún punto. Por tanto, es un parámetro de diseño, difícil de estimar a lo largo de la vida útil de un ducto con la tecnología comercial actual. La Figura 3.2 muestra los efectos de la corrosión en un ducto.

Otro parámetro involucrado en el cálculo de la fricción, no fácil de conocer, es la viscosidad cinemática, la cual depende directamente de la temperatura del fluido. En la mayoría de los casos sólo se tienen disponibles tablas de datos que describen su valor en función de la temperatura, lo que agrega una incertidumbre más en el cálculo de la fricción.

En consecuencia, el número de causas que afectan la pérdida debido a la fricción en un ducto permiten afirmar que:

- la función  $f$  depende de muchos factores y, por tanto, el gradiente hidráulico en el modelo (2.1) también depende de muchos factores.
- los parámetros involucrados en  $f$  varían a lo largo de la vida útil de una instalación, o cuando cambia la configuración de un ducto.

Esta problemática ha motivado recientemente que se propongan diversas funciones del gradiente hidráulico que no dependan de forma directa de los parámetros físicos del fluido y del ducto (Eck y Mervissen, 2015; Rojas *et al.*, 2018; Torres *et al.*, 2019). En este contexto, se busca identificar de forma algorítmica el gradiente hidráulico con diversos modelos, sin que los parámetros involucrados tengan un significado físico directo y que permitan calcular automáticamente en tiempo real la función  $J$  de forma robusta.

En particular, el principal interés en este trabajo es disponer de una función del gradiente hidráulico que pueda ser estimada en tiempo real utilizando las mediciones de flujo y presión ya que, como se presentó en el ejemplo de motivación en el capítulo introductorio de este trabajo, un error del 2% en el gradiente hidráulico provoca errores considerables en la localización de fugas, bajo ciertas condiciones.

Para terminar el análisis de los efectos de la fricción en el gradiente hidráulico a continuación se presenta un análisis de sensibilidad del parámetro de fricción  $f$  y del gradiente respectivo, el cual justifica que, ante variaciones en el flujo  $Q$  en un ducto, es más conveniente identificar directamente la función gradiente hidráulico que el parámetro de fricción.

### 3.1.1 Análisis de sensibilidad

Con objeto de seleccionar la función más adecuada entre el gradiente hidráulico y la fricción que estime la pérdida por fricción para un intervalo grande de variaciones del gasto, se compara la función de sensibilidad de ambas funciones con respecto a  $Q$ . El análisis justifica la tendencia de identificar directamente el gradiente hidráulico en lugar de la fricción en los estudios del comportamiento del fluido en un ducto, si se tienen una variabilidad considerable en el gasto.

De acuerdo con Frank (1978), las desviaciones  $\Delta f$  y  $\Delta J$  con respecto al flujo medio en un ducto  $\bar{Q}$  pueden ser aproximadas respectivamente por:

$$\Delta f \simeq S_f \Delta Q \quad \text{and} \quad \Delta J \simeq S_J \Delta Q \quad (3.6)$$

donde las funciones de sensibilidad están dadas por:

$$S_f = \left. \frac{\partial f(Q)}{\partial Q} \right|_{Q=\bar{Q}} = \frac{N_{Sf}}{D_{Sf}} \quad (3.7)$$

$$S_J = \left. \frac{\partial J(f, Q)}{\partial Q} \right|_{Q=\bar{Q}} = (S_f \bar{Q}^2 + 2f\bar{Q}) \left( \frac{1}{2gDA_r^2} \right) \quad (3.8)$$

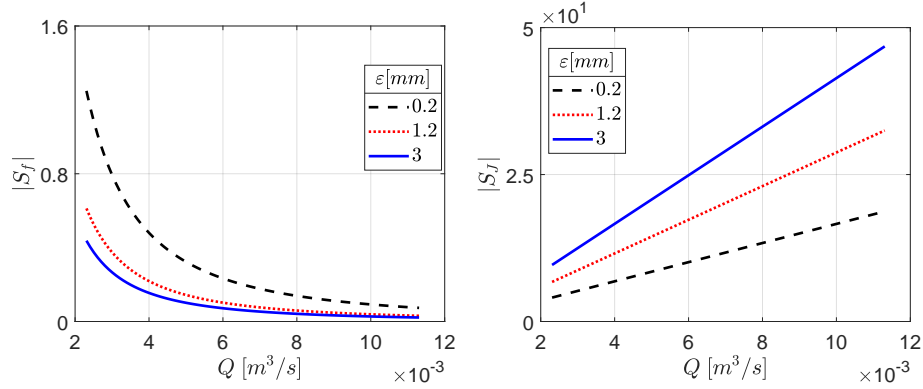
con el numerador y denominador de la función  $S_f$ :

$$N_{Sf} = \frac{152 \left( \frac{1.46 \times 10^{21} A_r^6 \nu^6}{D^6 Q^7} - \frac{2583D}{500 A_r \nu \left( \frac{QD}{A_r \nu} \right)^{1.9} \left( \frac{10\varepsilon}{37D} + \frac{287}{50 \left( \frac{DQ}{A_r \nu} \right)^{0.9}} \right)} \right)}{\left( \ln \left( \frac{287}{50 \left( \frac{QD}{A_r \nu} \right)^{0.9}} + \frac{10\varepsilon}{37D} \right) - \frac{2.44 \times 10^{20} A_r^6 \nu^6}{Q^6 D^6} \right)^{17}} + \frac{2.25 \times 10^{15} A_r^8 \nu^8}{D^8 \bar{Q}^9}$$

$$D_{Sf} = -8 \left( \frac{19}{2 \left( \ln \left( \frac{287}{50 \left( \frac{QD}{A_r \nu} \right)^{0.9}} + \frac{10\varepsilon}{37D} \right) - \frac{2.44 \times 10^{20} A_r^6 \nu^6}{Q^6 D^6} \right)^{16}} + \frac{2.81 \times 10^{14} A_r^8 \nu^8}{D^8 \bar{Q}^8} \right)^{7/8}.$$

Al derivar la ecuación de Swamee-Jain (3.5) con respecto a  $Q$ , las funciones de sensibilidad de la fricción y el gradiente hidráulico  $S_f$  y  $S_J$  se evalúan de acuerdo con (3.7-3.8) usando datos simulados. Para ello, se tomaron las características físicas de ducto hidráulico piloto de la Tabla 1 del Apéndice A. Las simulaciones se llevaron a cabo para un conjunto de flujos medios en el intervalo de  $[1, 12] \times 10^{-3} [m^3/s]$  y para un conjunto de tres





**Fig 3.3** Comportamiento de la sensibilidad de la fricción y del gradiente hidráulico con respecto al flujo  $Q$

rugosidades  $\varepsilon = [0.2, 1.2, 3] [mm]$ , cuyos valores están asociados a la vida útil de un conducto de hierro fundido. En todas las simulaciones se considera una temperatura del fluido de  $25^\circ C$  con una viscosidad cinemática de  $\nu = 10^{-6} [m^2/s^3]$ .

El comportamiento de ambas funciones se muestra en las gráficas de la Figura 3.3, donde se observa que la sensibilidad de la fricción con respecto del flujo es no lineal, mientras que la del gradiente hidráulico es lineal con respecto al flujo, independientemente de la rugosidad. Además, la sensibilidad de la fricción es mucho mayor para flujos pequeños. Este comportamiento debe tomarse en cuenta al hacer una estimación de la fricción en un intervalo grande de  $Q$ , ya que puede provocar oscilaciones en el error de convergencia. Por tanto, desde un punto de vista numérico, es más conveniente estimar  $J(f, Q)$  independientemente del gasto de operación, ya que  $\Delta J \cong S\Delta Q$  con  $S$  un operador lineal en  $Q$ .

Este resultado es coherente con el uso de la pérdida de carga  $h_L = J(Q)L$  en un tramo de longitud  $L$  para caracterizar la pérdida por fricción, dado que tiene un patrón de sensibilidad con respecto a  $Q$  similar al gradiente hidráulico. Este hecho justifica que varios autores identifiquen directamente la pérdida de carga (Eck y Mervissen, 2015). Resulta entonces que para sistemas de diagnóstico de fugas es más recomendable estimar directamente el gradiente hidráulico, ya que las fugas provocan cambios en el flujo.

Debido a que los cambios en la función gradiente están dominados por las desviaciones del gasto, a pesar de que las variaciones lentas de la rugosidad y viscosidad también influyen, se recomienda asumir una función que dependa únicamente del gasto para el gradiente hidráulico. Esta recomendación toma relevancia sobre todo en sistemas de diagnóstico de fallas, como es el caso que ocupa este trabajo.

## 3.2 Gradiente hidráulico polinomial $J(\Theta, Q)$

El comportamiento del gradiente hidráulico en función del flujo ha sido descrito con diversos tipos de funciones: polinomial (Eck y Mervissen, 2015), ley de potencia (Torres *et al.*, 2019), etc. De la gráfica del gradiente con datos experimentales de la Figura 1.2, se observa que este puede modelarse por un polinomio de segundo orden. Eck y Mervissen (2015) propusieron una función cuadrática para caracterizar la función de fricción, reportando resultados satisfactorios con datos sintéticos. De forma general se propone, entonces, la función cuadrática del gradiente hidráulico:

$$J(\Theta, Q) = \theta_1 Q^2 + \theta_2 Q + \theta_3, \quad (3.9)$$

para cualquier sección de ducto intacto, donde el vector de parámetros  $\Theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3]'$  debe ajustarse en función de los parámetros físicos del ducto, y  $Q := Q(t)$  corresponde al flujo donde se omite la dependencia del tiempo por simplicidad en la notación a lo largo de este capítulo.

La función (3.9) tiene las siguientes características:

- La sensibilidad de la función es lineal respecto al flujo;
- Es continua y diferenciable para cualquier rango del flujo (dentro del régimen turbulento);
- Depende explícitamente del flujo  $Q$ , que es una variable del sistema y medida de forma continua;
- El vector de parámetros  $\Theta$  desconocido debe identificarse para cada ducto, no tiene una interpretación física y no es siempre constante;
- En el caso límite cuando  $Q = 0$ , se elimina un grado de libertad en la función, dado que el gradiente es cero, y por tanto  $\theta_3$  también lo es. En esta condición, el coeficiente  $\theta_3$  puede ser considerado como un parámetro de ajuste que involucra errores provocados por las diversas suposiciones y aproximaciones del modelo físico.
- Al disponer de tres parámetros en el modelo del gradiente, si se realiza un análisis en estado estacionario se tiene en muchos casos soluciones sobre parametrizadas, es decir, existe más de un vector de parámetros  $\Theta$  que satisface el punto de equilibrio o de operación. Por tanto, los parámetros son poco confiables y dependerán fuertemente del método usado para la estimación.

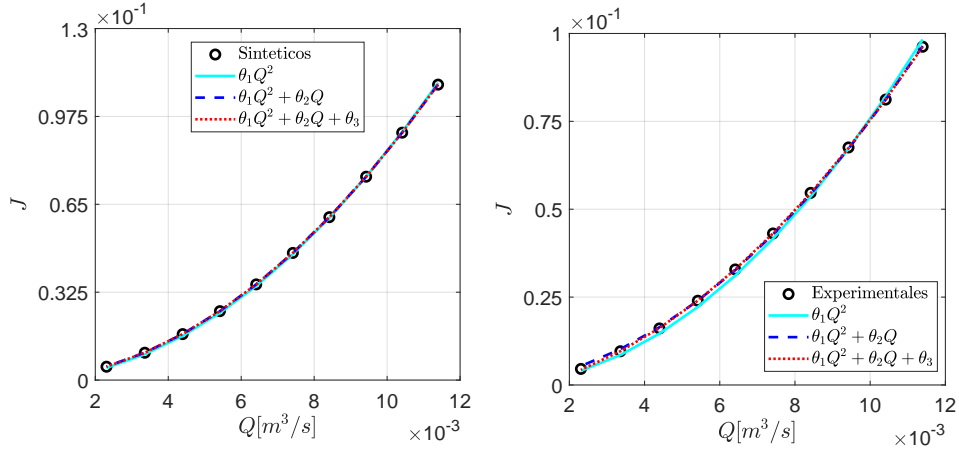
Existen diversos algoritmos que pueden ser aplicados para la estimación del vector  $\Theta$  del modelo (3.9). Los hay en línea, fuera de línea con o sin excitación persistente, etc. A continuación se presentan tres procedimientos de identificación validados con datos experimentales de la planta piloto presentada en el Apéndice A. Dos de ellos incluyen un sistema con un ramal intermedio en el ducto y requieren conocer el modelo dinámico del fluido.

### 3.2.1 Identificación paramétrica fuera de línea

El vector de parámetros  $\Theta$  de la función (3.9) puede ser identificado si se tiene disponibles un conjunto de parejas de datos del gradiente y del gasto ( $J, Q$ ) en estado estacionario de una sección de ducto. Bajo estas condiciones, métodos basados en una regresión numérica, como son Mínimos cuadrados y una regresión polinomial, pueden ser usados para estimar  $\hat{\Theta}$  (Macon y Spitzbart, 1958). Se hace notar que el conjunto de datos usados deben corresponder a un ducto operando en condición nominal sin daños.

Para estudiar el desempeño de este tipo de técnicas de ajustes de parámetros de una función, se realizaron experimentos tanto sintéticos (con datos sintéticos) como experimentales bajo las siguientes condiciones:

1. Los datos sintéticos se generaron a partir del modelo del gradiente hidráulico (3.2), en donde la fricción se expresa en términos de parámetros físicos del ducto y fluido con (3.5). Para ello, se utilizaron los parámetros reportados por el fabricante del tubo de la planta piloto y considerando el agua como el líquido que se transporta (Apéndice A).
2. Las parejas de datos experimentales se obtuvieron de la planta piloto (Apéndice A) para diferentes puntos de operación, midiendo el flujo  $Q$  y los cabezales de presión en estado estacionario y a partir de estos datos se calculó el gradiente  $\frac{H_0 - H_L}{L}$ . Para cada punto de operación, se usaron los valores medios de las



**Fig 3.4** Estimación paramétrica del vector  $\hat{\Theta}$  fuera de línea a partir de una serie de puntos de operación. Lado izquierdo datos sintéticos y lado derecho datos experimentales

mediciones. Para ello, fue necesario cambiar el punto de operación del sistema vía la velocidad de la bomba de la instalación piloto en un intervalo de operación suficientemente grande para cubrir flujos de  $2 \times 10^{-3} [m^3/s]$  hasta  $12 \times 10^{-3} [m^3/s]$  en estado estacionario.

Como algoritmo de optimización se usó la función *polyfit* del software matemático MATLAB (2016) y se estimaron tres polinomios suponiendo que uno o dos de los parámetros del vector  $\Theta$  eran cero. Los parámetros estimados tanto para el caso de datos sintéticos como experimentales se muestran en la Tabla 3.1. A partir de estos valores se generaron las dos gráficas de la Figura 3.4.

**Tabla 3.1** Parámetros  $\hat{\Theta}$  estimados fuera de línea

| Polinomio supuesto  | Sintético  | Experimental   |
|---|--|--|
| $J(\hat{\Theta}, Q) = \hat{\theta}_1 Q^2$                                     | $\hat{\theta}_1 = 844.9$   | $\hat{\theta}_1 = 760.4$   |
| $J(\hat{\Theta}, Q) = \hat{\theta}_1 Q^2 + \hat{\theta}_2 Q$                  | $\hat{\theta}_1 = 816.7$<br>$\hat{\theta}_2 = 0.28 \times 10^{-1}$   | $\hat{\theta}_1 = 688.1$<br>$\hat{\theta}_2 = 0.6907$  |
| $J(\hat{\Theta}, Q) = \hat{\theta}_1 Q^2 + \hat{\theta}_2 Q + \hat{\theta}_3$ | $\hat{\theta}_1 = 813.9$<br>$\hat{\theta}_2 = 3.26 \times 10^{-2}$<br>$\hat{\theta}_3 = -1.5 \times 10^{-4}$ | $\hat{\theta}_1 = 649.27$<br>$\hat{\theta}_2 = 1.296$<br>$\hat{\theta}_3 = -2.09 \times 10^{-3}$ |

De la gráfica izquierda de la Figura 3.4 se puede concluir que el gradiente hidráulico se aproxima satisfactoriamente con cualquiera de las funciones cuadráticas para los datos simulados. En cuanto a las desviaciones del gradiente con datos son reales, los resultados dependen del caso particular de la función considerada. Para comparar las aproximaciones entre las tres funciones, se propuso la métrica:

$$\%E_a = \sum_{i=1}^n 100 \left( \frac{|J^*(Q_i) - \hat{J}(Q_i)|}{J^*(Q_i)} \right) \quad (3.10)$$

teniendo así los errores porcentuales acumulados, donde  $i$  es el número de muestras disponibles en cada experimento,  $J^*$  es el valor de la función y  $\hat{J}$  es el valor obtenido con los parámetros identificados. Los errores se

muestran en la Tabla 3.2 y se concluye que la función con tres parámetros identificados es la que reporta un menor error. Sin embargo, el coeficiente  $\theta_3$  es negativo aunque muy pequeño en los dos experimentos.

**Tabla 3.2** Error acumulado para cada polinomio supuesto

| Aproximación  | Sintético | Experimental |
|---|-----------|--------------|
|   | $E_a$ %   | $E_a$ %      |
| $J(\hat{\Theta}, Q) = \hat{\theta}_1 Q^2$                                     | 30.45     | 49.11        |
| $J(\hat{\Theta}, Q) = \hat{\theta}_1 Q^2 + \hat{\theta}_2 Q$                  | 2.85      | 27.67        |
| $J(\hat{\Theta}, Q) = \hat{\theta}_1 Q^2 + \hat{\theta}_2 Q + \hat{\theta}_3$ | 0.47      | 4.12         |

La principal desventaja de los estimadores, considerando puntos de operación fijos, es la de tener que realizar maniobras para todo el intervalo de operación del ducto, lo cual no siempre está permitido en una instalación real. Además, si el ducto tiene una fuga o ramal activo entre las mediciones del cabezal de presión, la identificación es errónea.

### 3.3 Identificación vía un observador y señal excitante

De acuerdo con la teoría de identificación de sistemas, los parámetros desconocidos de un sistema dinámico se pueden estimar si se obtiene una expresión para “la mejor suposición”, denominada predictor de las mediciones, que depende solo de observaciones pasadas y parámetros desconocidos (Ljung, 1987). Por lo tanto, los valores estimados ( $\hat{y}$ ) se comparan con los valores medidos reales ( $y$ ) para que los errores asociados con los parámetros desconocidos puedan minimizarse.

Considere nuevamente el modelo de dimensión finita (2.15) y la función polinomial del gradiente hidráulico (3.9), entonces el sistema se puede escribir como una función explícita de los parámetros a identificar:

$$\begin{aligned}
 \dot{Q}_0(t) &= \frac{a_1}{L_e} \left( H_0(t) - H_e(t) \right) - a_1 (\theta_1 Q_0^2(t) + \theta_2 Q_0(t) + \theta_3), \\
 \dot{H}_e(t) &= \frac{a_2}{L_e} \left( Q_0(t) - Q_L(t) - Q_e(t) \right), \\
 \dot{Q}_L(t) &= \frac{a_1}{L - L_e} \left( H_e(t) - H_L(t) \right) - a_1 (\theta_1 Q_L^2(t) + \theta_2 Q_L(t) + \theta_3), \\
 y(t) &= \begin{bmatrix} Q_0(t) \\ Q_L(t) \end{bmatrix},
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

donde el vector de parámetros  $\Theta = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 & \theta_3 \end{bmatrix}'$  es desconocido. Por simplicidad en la presentación del procedimiento para la estimación de  $\Theta$ , el modelo (3.11) se escribe de forma compacta como:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) - \varphi(x(t))\Theta \tag{3.12}$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(t) = Cx(t), \tag{3.13}$$

donde el vector de estados se define como  $x(t) = [Q_0 \ H_e \ Q_L]^T$  y las matrices  $A$ ,  $B$  y  $\varphi(x(t))$  como:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{a_1}{L_e} & 0 \\ \frac{a_2}{L_e} & 0 & -\frac{a_2}{L_e} \\ 0 & \frac{a_1}{L-L_e} & 0 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} \frac{a_1}{L_e} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{a_2}{L_e} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{a_1}{L-L_e} \end{bmatrix}; \quad \varphi(x(t)) = a_1 \begin{bmatrix} x_1(t)^2 & x_1(t) & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ x_3(t)^2 & x_3(t) & 1 \end{bmatrix}. \tag{3.14}$$

Si el sistema (3.11) se encuentra en estado estacionario, los flujos a lo largo del ducto son iguales, entonces  $x_1(t) = x_3(t)$  y por tanto la primera y tercera filas de la matriz  $\varphi(x(t))$  son linealmente dependientes. Esto implica que  $\Theta$  no puede ser calculado unívocamente de la ecuación (3.12), incluso si todo el vector  $x(t)$  es medible. Este hecho justifica la necesidad de perturbar al fluido de tal manera que el vector desconocido  $\Theta$  pueda ser identificado.

Tomando en cuenta que las variaciones del vector de parámetros  $\Theta$  son más lentas que la dinámica del fluido, de acuerdo con Walker y Huang (1995), se puede considerar que el vector es *constante* y por tanto  $\dot{\Theta} = 0$ . Esta suposición es frecuentemente usada para estimar los parámetros, junto con la propuesta de Isermann y Münchhof (2011) de usar un observador aumentando el estado con el vector de los parámetros desconocidos para la identificación.

De acuerdo con Ljung (1979), en algunos casos al considerar la dinámica de los parámetros  $\dot{\Theta} = 0$ , se provoca un sistema aumentado no observable. Además, se menciona que, en el caso de utilizar un filtro de Kalman como observador, la región de convergencia del error aumenta al asumir  $\dot{\Theta} = \Lambda\Theta$  donde  $\Lambda$  es una matriz constante con valores propios negativos muy cercanos a cero. Sin embargo, desde un punto de vista práctico esto puede provocar ligeras desviaciones en los estimados.

Tomando en cuentas las aclaraciones arriba mencionadas, se propone entonces aumentar los estados del sistema (3.12) con los tres parámetros que se desean identificar y dejar como parámetro de ajuste la matriz  $\Lambda$  en los estados del vector  $\Theta$ . De esta forma se tiene:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{\Theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & \Lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \Theta(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} u(t) - \begin{bmatrix} \varphi(x(t)) \\ 0 \end{bmatrix} \Theta(t), \quad (3.15)$$

$$y(t) = [C \ 0] \begin{bmatrix} x(t) \\ \Theta(t) \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

donde se desea estimar los estado  $x(t)$  y vector de parámetros  $\Theta$ , a partir del vector de mediciones  $y(t)$ .

### 3.3.1 Ajuste del filtro de Kalman extendido

Uno de los resultados más relevantes y de mayor aplicabilidad dentro de la teoría de control, es el filtro de Kalman. La optimalidad garantizada en el error de observación (Anderson y Moore, 1990) y la capacidad de recuperar las propiedades de un lazo de control cuando se implementa como estimador de estados, en el caso lineal, son algunas de las principales razones de su éxito (Doyle y Stein, 1979). En el caso de sistemas no lineales de tiempo discreto, Gelb (1974) propuso extender el diseño llamándolo filtro extendido de Kalman EKF. La base de este algoritmo es la linealización del modelo a cada iteración, lo cual permite formular el estimador en el contexto del filtro de Kalman para un sistema variante en el tiempo. Posteriormente, siguiendo con las mejoras del EKF, Reif *et al.* (1998) propusieron la versión continua del filtro no lineal mejorando la velocidad de convergencia del error de observación a través de un corrimiento hacia la izquierda del plano complejo de los valores propios de la matriz Jacobiana del sistema.

Estos antecedentes motivaron la selección del filtro extendido de Kalman (EKF) con una velocidad de convergencia mejorada para la identificación de  $\Theta$  haciendo las siguientes suposiciones.

**Suposición 1:** El estado aumentado y la salida (3.15)-(3.16) están perturbadas por ruido Gaussiano con media cero. En particular,

- el estado  $x(t)$  está perturbado de manera aditiva por el vector  $n_x(t)$  con covarianza  $M_x$ , el cual se asocia con todas las incertidumbres del ducto y las condiciones de frontera del sistema.

- El vector  $n_\Theta(t)$  con covarianza  $M_\Theta$  que está asociado con todas las incertidumbres de los parámetros  $\Theta$  y
- El vector de salida  $y(t)$  esta perturbado con un ruido aditivo  $n_y(t)$  cuya matriz de covarianza es  $M_y$ .

**Suposición 2:** La presión del fluido aguas arriba  $u_1(t)$  está perturbada con una señal no uniforme de forma que el estado aumentado pueda ser observado desde la salida  $y(t)$ . Esta condición experimental es requerida para lograr la estimación de todo el estado de (3.15) (Isermann y Münchhof, 2011).

Bajo las condiciones antes mencionadas el sistema aumentado (3.15)-(3.16) puede ser reescrito como:

$$\dot{x}_a(t) = A_a x_a(t) + B_a u(t) - \varphi_a(x_a(t)) + n_a(t), \quad (3.17)$$

$$y(t) = C_a x_a(t) + n_y(t) \quad (3.18)$$

con los vectores variantes en el tiempo:

$$x_a(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ \Theta(t) \end{bmatrix}, \quad n_a(t) = \begin{bmatrix} n_x(t) \\ n_\Theta(t) \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

$$\varphi_a(x_a(t)) = \begin{bmatrix} \varphi(x(t))\Theta(t) \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (3.20)$$

y las matrices constantes:

$$A_a = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & \Lambda \end{bmatrix}, \quad B_a = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C_a = \begin{bmatrix} C & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.21)$$

Por lo tanto, de acuerdo con Reif *et al.* (1998), la estimación del sistema (3.17)-(3.18) se plantea como la tarea de construir genéricamente un EKF para el sistema:

$$\dot{x}_a(t) = \mathcal{F}(x_a(t), u(t)) + n_a(t) \quad (3.22)$$

$$y(t) = C_a x_a(t) + n_y(t). \quad (3.23)$$

con un observador con la estructura:

$$\hat{\dot{x}}_a(t) = \mathcal{F}(\hat{x}_a(t), u(t)) + K(t)(y(t) - C_a \hat{x}_a(t)), \quad (3.24)$$

donde el término predictivo  $K(t)(y(t) - C_a \hat{x}_a(t))$  depende del error entre la salida medida  $y(t)$  del sistema físico y la salida estimada  $\hat{y}(t)$  y de la ganancia  $K(t)$ , obtenida a partir de las condiciones iniciales

$$\hat{x}_a(t_0) = E\{x_a(t_0)\} = m_{x0}, \quad (3.25)$$

$$P(t_0) = E\{(\hat{x}_a(t_0) - m_{x0})^T (\hat{x}_a(t_0) - m_{x0})\}. \quad (3.26)$$

Para ello se emplea de manera recursiva el siguiente algoritmo.

- Paso 1. Calcular la ganancia  $K(t) = P(t)C_a^T M_y^{-1}(t)$ .
- Paso 2. Actualizar el observador (3.24), obteniendo el vector de parámetros  $\hat{\Theta}(t)$ .
- Paso 3. Evaluar la matriz Jacobiana  $A_{\hat{x}_a}(t) = \frac{\partial \mathcal{F}(\hat{x}_a(t), u(t))}{\partial \hat{x}_a(t)}$  con el valor  $\hat{x}_a(t)$  en conjunto con la matriz  $\mathcal{A}(t) = A_{\hat{x}_a}(t) + \eta I$  donde  $\eta > 0$  brinda un grado de libertad sobre la velocidad de convergencia.

- Paso 4. Resolver la ecuación diferencial matricial de Riccati:

$$\dot{P}(t) = A(t)P(t) + P(t)A^T(t) + M_a - P(t)M_C P(t), \quad (3.27)$$

asociada al error de covarianza  $P(t) > 0$  del estado aumentando, donde:

$$M_a = \begin{bmatrix} M_x & 0 \\ 0 & M_\theta \end{bmatrix}, \quad \text{y} \quad M_C = C_a^T M_y^{-1} C_a. \quad (3.28)$$

- Paso 5. Continuar con la siguiente iteración regresando al paso 1.

De esta forma, el sistema (3.24) minimiza  $E\{(x_a(t) - \hat{x}_a(t))^T (x_a(t) - \hat{x}_a(t))\}$ .

Para el caso específico del ducto piloto cuyos datos se encuentran en la tabla A.1 del Apéndice A, las matrices de covarianza utilizadas en el diseño son:

$$M_a = I, \quad M_y = 10^3 I, \quad \Lambda = 10^{-6} I, \quad \eta = 0.1, \quad (3.29)$$

En cuanto a la señal de excitación para el diseño del EKF, se desvió el punto de operación a través de la presión aguas arriba con la señal senoidal  $5 \sin(0.1047t)$  durante el tiempo de estimación considerando datos sintéticos. Para la identificación con datos experimentales, la bomba del sistema hidráulico se perturbó a través del inversor con la señal  $3 \sin(0.1047t)$ . A continuación se analizan con tres experimentos los resultados de la identificación de  $\hat{\Theta}$  con el EKF.

### 3.3.2 Desempeño del EKF

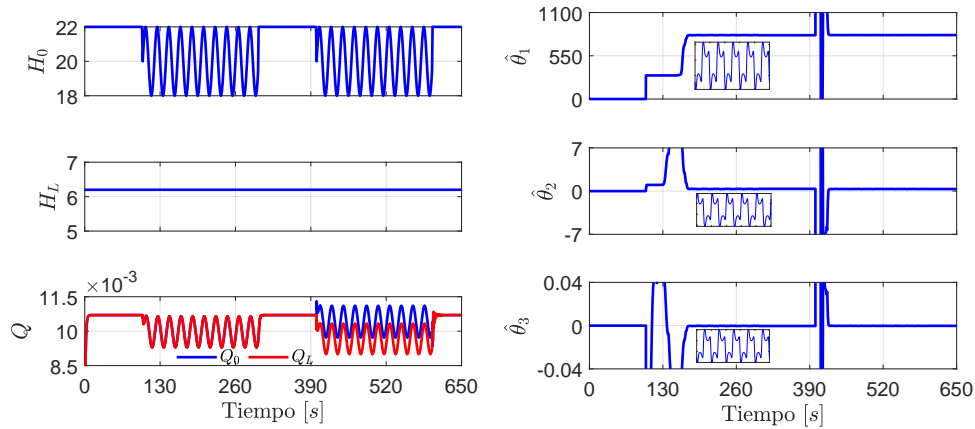
Para estudiar las propiedades del EKF como identificador del gradiente hidráulico de un ducto, se diseñaron tres experimentos. El primero se diseñó para mostrar el desempeño del EKF con datos sintéticos, incluyendo una extracción con la posición y el flujo de salida conocidos. El segundo experimento se diseñó para mostrar la variabilidad de los coeficientes cuando se ejecuta la identificación a las 8 *A.M* y a las 4 *P.M* en la instalación piloto y considerando también una extracción con el flujo y la posición conocidos. El tercer experimento tuvo como objetivo mostrar el impacto de una buena calibración del gradiente  $J(\hat{\Theta}, Q)$  en un simulador numérico.

#### 3.3.2.1 Experimento Numérico

Los datos sintéticos sin ruido fueron generados con un modelo en diferencias finitas con una discretización espacial de 10 secciones, con una fuga localizada a 81.87 *m*. Por un lado, el gradiente en este modelo se calculó con la expresión adaptada de Swamee-Jain (3.5) para la fricción. Por otro lado en el modelo usado en el EKF, el gradiente involucra el vector de parámetros involucrados en (3.9).

Las presiones a la entrada y salida del ducto  $H_0 = 22[m]$  y  $H_L = 6.2[m]$  fueron seleccionadas respectivamente. La entrada fue perturbada durante dos ventanas de tiempo, el primer intervalo fue de  $I_1 = [100 \text{ a } 300][s]$  sin gasto de la extracción, es decir  $Q_e(t) = 0$ ; en el segundo intervalo de tiempo de  $I_2 = [400 \text{ a } 600][s]$  se simuló una extracción  $Q_e = 3 \times 10^{-4}[m^3/s]$ . La evolución del conjunto de variables  $\{H_0(t), H_L(t), Q_0(t), Q_L(t)\}$  se muestra en las gráficas del lado derecho la Figura 3.5. Bajo estas condiciones, durante los intervalos  $I_1$  y  $I_2$  el EKF estuvo estimando el vector  $\hat{\Theta}$ . La evolución de los parámetros estimados se muestra en las gráficas del lado izquierdo en la Figura 3.5. Del comportamiento de las estimaciones se puede observar siguiente:

- El EKF estima los parámetros en un periodo corto de tiempo (aproximadamente 3 min) independientemente de la presencia de la extracción  $Q_e(t)$ .



**Fig 3.5** Evolución de las variables del fluido simuladas, lado izquierdo. Evolución de los parámetros estimados del gradiente hidráulico, lado derecho, ( $Q$  [ $m^3/s$ ],  $H$  [ $m$ ])

- Las pequeñas oscilaciones de los parámetros estimados están asociadas con la excitación y son despreciables una vez que la estimación converge.
- Una excitación del orden del 10% alrededor del punto de operación es suficiente para la estimación de los parámetros.
- Los parámetros estimados son  $\hat{\Theta} = [812.8, 0.345, 2.45 \times 10^{-4}]$  que comparados con los parámetros estimados mediante el método fuera de línea son bastante similares.

Por tanto, este experimento numérico valida el ajuste del estimador, aunque se hace notar que en este caso no se introdujo ruido ni en las mediciones ni en el estado del sistema.

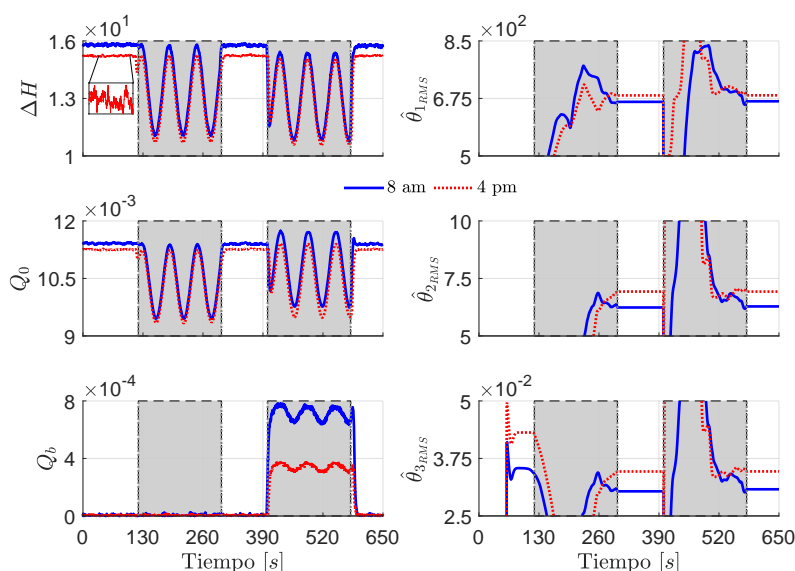
### 3.3.2.2 Variabilidad de los coeficientes

Este experimento se realizó con datos adquiridos de la planta piloto y fue diseñado para mostrar la robustez de la estimación en presencia de una extracción y ante variaciones de condiciones ambientales externas a la planta a lo largo del día. De forma similar a la primera prueba, la bomba aguas arriba fue perturbada con una señal periódica. Se realizaron dos conjuntos de identificaciones, una a las 8 a.m. y otro a las 4 p.m. registrando una variación de temperatura de 4°C a lo largo del día.

Los datos de las variables físicas fueron tomados con un tiempo de muestreo de 100 [ms] y se muestran en las gráficas izquierdas de la Figura 3.6. Es decir, se tiene la pérdida de carga  $\Delta H(t) = H_0(t) - H_L(t)$ , el gasto aguas arriba  $Q_o$  y gasto de extracción  $Q_e(t)$ . Las gráficas en la columna del lado derecho de la Figura 3.6 describen los valores RMS de los parámetros estimados del vector  $\hat{\Theta}$  considerando la  $\omega = 0.1047$  [rad/s] de la señal de excitación. Del comportamiento de las variables y parámetros de la Figura se observa:

- Una diferencia en la pérdida de carga  $\Delta H(t)$  del ducto en un intervalo de ocho horas, con las mismas condiciones de operación de la bomba.
- La presencia de ruido en las mediciones de  $\Delta H(t)$ , a través de la ventana de tiempo ampliada.
- Las desviaciones de los parámetros estimados a lo largo del día.





**Fig 3.6** Evolución de las variables medidas del ducto a las 8 a.m. y las 4 p.m. en el lado izquierdo. Evolución de los valores RMS de los parámetros considerando la frecuencia de la señal de excitación, ( $Q$  [ $m^3/s$ ],  $\Delta H$  [ $m$ ])

- El coeficiente en donde se percibe mayor variación a lo largo del día es  $\theta_1$  asociado al término cuadrático de la función polinomial.

Este experimento permite confirmar la variabilidad de las condiciones del ducto y que evidencian la necesidad de monitorear el ducto de forma continua dadas las condiciones ambientales del laboratorio.

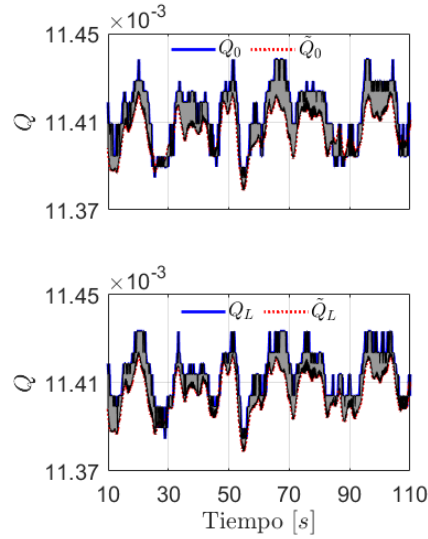
En la Tabla 3.3 se reportan los parámetros estimados en los horarios correspondientes. De la tabla se puede concluir que la estimación entre ambos horarios es similar aunque presenta variaciones en todos los parámetros del vector  $\Theta$ . También puede compararse con los parámetros estimados mediante el método fuera de línea 3.2, aunque presentan variaciones en comparación al caso donde no se consideraban incertidumbres y ruido.

**Tabla 3.3** Parámetros estimados en diferentes horarios

| Parámetro        | 8 am    | 4 pm    |
|------------------|---------|---------|
| $\hat{\theta}_1$ | 665.3   | 684.2   |
| $\hat{\theta}_2$ | 6.2     | 6.92    |
| $\hat{\theta}_3$ | -0.0305 | -0.0346 |

### 3.3.2.3 Desempeño de $J(\Theta, Q)$ en modelos computacionales

Este experimento fue diseñado para analizar el impacto de una identificación adecuada del vector  $\hat{\Theta}$  en un simulador. Se comparan los flujos medidos del ducto contra los flujos generados mediante un modelo computacional utilizando las condiciones de frontera del ducto piloto en el simulador y  $J(\Theta, Q)$  con los parámetros estimados mediante el EKF. Los errores entre los flujos se muestran en la Figura 3.7. Las zonas sombreadas indican el error entre los valores medidos y los valores que arroja el simulador. Se observa un valor máximo menor al 0.01%. Lo cual muestra que una buena calibración del gradiente  $J(\Theta, Q)$  permite construir simuladores numéricos con resultados satisfactorios.



**Fig 3.7** Evolución del error entre lo gastos medidos y simulados con el gradiente hidráulico estimado vía el EKF, ( $Q$  [ $m^3/s$ ])

### 3.4 Identificación vía un observador adaptable

Como se ha discutido a lo largo de las secciones anteriores la identificación en línea de la función gradiente con tres parámetros (3.9) permite:

- obtener una función que reproduce adecuadamente a la función gradiente en un rango amplio del flujo,
- identificar en línea un conjunto de parámetros para el vector  $\Theta$  aún con una extracción conocida en el ducto.

Por lo tanto, se ha logrado tener un modelo adecuado del gradiente para diferentes flujos. Sin embargo, la condición de excitación persistente inhibe la estimación continua de los parámetros en muchas instalaciones y, por tanto, pequeñas desviaciones de  $\Theta$  pueden provocar errores considerables en la localización de fugas, como se ha hecho notar en la Sección 1.4.1 de motivación de este trabajo. Con el objeto de resolver esta problemática, a continuación se propone utilizar una estimación continua de la función  $J(\Theta, Q)$  a partir del modelo reducido (2.18) desarrollado en el Capítulo 2 que aprovecha el ruido de las mediciones como señal excitación. El estimar de manera continua los parámetros del gradiente hidráulico sin añadir una señal extra de excitación tiene la ventaja de reducir el error de localización debido a la incertidumbre en el gradiente hidráulico.

A su vez, de los experimentos de identificación realizados a lo largo de las secciones anteriores se puede observar que el parámetro con mayor desviación debido a incertidumbres y condiciones ambientales es  $\theta_1$ . Esta observación lleva a proponer la identificación de forma continua solamente de  $\theta_1$ , asumiendo los otros dos parámetros fijos en la identificación. Esto permite relajar las condiciones de existencia de un observador. De esta forma se propone definir el coeficiente asociado al término de segundo orden como:

$$\theta_1(t) := \theta_1^0 + \delta_{\theta_1}(t) \quad (3.30)$$

donde  $\theta_1^0$  es un valor nominal constante y el término  $\delta_{\theta_1}(t)$  se asocia a las incertidumbres y las condiciones del

fluido variantes en el tiempo. Por tanto, el gradiente hidráulico toma la forma:

$$J_\delta(\Theta^0, Q) = \theta_1(t)Q^2 + \theta_2^0 Q + \theta_3^0 = \delta_{\theta_1}(t)Q^2 + J(\Theta^0, Q) \quad (3.31)$$

donde  $\Theta^0$  corresponde al vector nominal constante y la función  $J_\delta(\Theta^0, Q)$  especifica la necesidad de estimar constantemente la señal  $\delta_{\theta_1}(t)$ .

Tomando en cuenta que con esta nueva parametrización del gradiente se desea identificar solamente la señal  $\delta_{\theta_1}(t)$ , y que éste varía muy lentamente en comparación con el fluido, se propone despreciar la dinámica asociada al cambio de presión y considerar para la tarea de identificación de  $\delta_{\theta_1}(t)$  usando el modelo reducido desarrollado en el Capítulo 2. De esta forma, el modelo reducido (2.18) con la nueva parametrización del gradiente se puede escribir como:

$$\begin{aligned} \dot{Q}_0(t) &= \frac{a_1}{L_e} (H_0(t) - H_e(t)) - a_1(\theta_1(t)Q_0^2(t) + \theta_2^0 Q_0(t) + \theta_3^0), \\ \dot{Q}_L(t) &= \frac{a_1}{L - L_e} (H_e(t) - H_L(t)) - a_1(\theta_1(t)Q_L^2(t) + \theta_2^0 Q_L(t) + \theta_3^0), \\ y(t) &= \begin{bmatrix} Q_0(t) \\ Q_L(t) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (3.32)$$

donde las señales desconocidas son  $H_e(t)$  y  $\theta_1(t)$  y el resto de las parámetros  $\theta_2^0, \theta_3^0, L, a_1$  son constantes conocidas y  $L_e$  representa la posición de una extracción también conocida. Para ello, se emplea el observador no lineal adaptable descrito brevemente a continuación.

### 3.4.1 Observador adaptable

La primera parte de este apartado introduce primeramente las condiciones bajo las cuales se puede diseñar un observador de estado adaptable para un sistema no lineal con vector de parámetros constantes  $\Theta$ . Posteriormente se aplican dichas condiciones para la identificación de los parámetros del gradiente hidráulico y se valida el desempeño de dicho observador con datos experimentales de la tubería considerada a lo largo de todo el trabajo.

El diseño de un observador no lineal adaptable es factible si el sistema a estimar cumple con cierta propiedad de detectabilidad independiente de los parámetros y establecida en la siguiente definición.

**Definición:** Besançon (2007). Considere un sistema no lineal:

$$\begin{aligned} \dot{y} &= \alpha(y, \zeta, u) + \beta(y, \zeta, u)\Theta_a, \\ \dot{\zeta} &= Z(y, \zeta, u) \end{aligned} \quad (3.33)$$

donde  $u \in \mathbb{R}^m$  es el vector de entrada  $y \in \mathbb{R}^p$ ,  $\zeta \in \mathbb{R}^r$ , y el vector constante de parámetros  $\Theta_a \in \mathbb{R}^q$  constante. Se dice que está en la forma de un *observador no lineal adaptable*, ONLA, si para cualquier condición inicial del sistema  $\begin{bmatrix} y(0) & \zeta(0) \end{bmatrix}^T$ , cualquier entrada admisible  $u(t)$ , cualquier solución de la salida  $y(t)$ , cualquier tiempo  $t \geq 0$  y cualquier  $z$  y  $e \in \mathbb{R}^r$ , se cumple lo siguiente:

1.  $y$  es el vector de mediciones
2. Existe una función  $V(t, e)$  propia, decreciente, positiva definida  $\mathcal{C}^1$ , tal que la función  $V(t, e)$  satisface:

$$\frac{\partial V(t, e)}{\partial t} + \frac{\partial V(t, e)}{\partial e} (Z(y, e + z, u) - Z(y, z, u)) \leq -\kappa(e), \quad (3.34)$$

para alguna función  $\kappa(e)$  definida positiva.

3. La funciones  $\beta(y, \zeta, u, t)$  y  $\alpha(y, \zeta, u, t)$ , satisfacen:

- a)  $\|\alpha(y, e + z, u) - \alpha(y, z, u)\| \leq \gamma_\alpha \sqrt{\kappa(e)}$  con  $\gamma_\alpha > 0$ ;
- b)  $\|\beta(y, e + z, u) - \beta(y, z, u)\| \leq \gamma_\beta \sqrt{\kappa(e)}$  con  $\gamma_\beta > 0$ ;
- c)  $\|\beta(y, \zeta, u)\| \leq b$ ; con  $b > 0$ .

Es decir, la función  $\beta(y, \zeta, u)$  es globalmente acotada y, además,  $\alpha$  y  $\beta$  son funciones globalmente Lipschitz con respecto a  $\zeta$  y uniformemente con respecto a  $(y, u)$ .  $\square$

Asimismo, para un sistema no lineal que satisface la propiedad de ONLA, se ha demostrado la existencia de un observador adaptable con convergencia en los estados  $y$  y  $\zeta$ , el cual toma la forma presentada a continuación.

**Hecho:** Considere un sistema en la forma de observador no lineal adaptable (3.33), que satisface las condiciones arriba descritas con  $\dot{\Theta}_a = 0$ , entonces el sistema dinámico:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{y}} &= \alpha(y, \hat{\zeta}, u) + \beta(y, \hat{\zeta}, u)\hat{\Theta}_a + k_y(\hat{y} - y); \quad \text{con } k_y > 0, \\ \dot{\hat{\zeta}} &= Z(y, \hat{\zeta}, u), \\ \dot{\hat{\Theta}}_a &= k_\Theta \beta(y, \hat{\zeta}, u)^T (\hat{y} - y); \quad \text{con } k_\Theta > 0, \end{aligned} \quad (3.35)$$

es un observador para (3.33) en el sentido que los errores de los estados  $\|\hat{y} - y\|$  y  $\|\hat{\zeta} - \zeta\|$  tienden a cero cuando el tiempo tiende al infinito. Por tanto, para cualquier sistema no lineal que sea transformable a la forma (3.33) por cambio de coordenadas, sus estados pueden ser estimados a pesar de los parámetros desconocidos constantes  $\Theta_a$  con el observador (3.35). Adicionalmente, si el vector  $\beta$  es excitante persistentemente, también el error de la estimación de los parámetros tiende a cero. La demostración de esta proposición se encuentra reportada en Besançon (2000).  $\square$

Se hace notar que cuando todo el estado es medible en el sistema (3.33) y se definen los errores  $e_y := \hat{y} - y$ , y  $e_{\Theta_a} := \hat{\Theta}_a - \Theta_a$  la función candidata de Lyapunov en la prueba de convergencia se reduce a:

$$V(t, e) = \frac{\varepsilon}{2} e_y^T e_y + \frac{\varepsilon}{2k_\Theta} e_{\Theta_a}^T e_{\Theta_a} \quad (3.36)$$

con el escalar  $\varepsilon > 0$ .

Considerando las condiciones introducidas anteriormente, se observa que la forma del modelo reducido del fluido (3.32), es similar a la de ONLA (3.33), por lo que se propone diseñar el observador adaptable y con ello identificar el parámetro  $\theta_1(t)$  y la señal desconocida  $H_e(t)$ .

De este modo, escribiendo el sistema (3.32) como:

$$\begin{aligned} \dot{y}_1(t) &= a_1 \left( \frac{u_1(t)}{L_e} - \theta_2 y_1(t) - \theta_3 \right) + a_1 \left( -y_1^2(t) \theta_1(t) - \frac{H_e(t)}{L_e} \right), \\ \dot{y}_2(t) &= a_1 \left( -\frac{u_2(t)}{L - L_e} - \theta_2 y_2(t) - \theta_3 \right) + a_1 \left( -y_2^2(t) \theta_1(t) + \frac{H_e(t)}{L - L_e} \right), \end{aligned} \quad (3.37)$$

se reconoce la semejanza del modelo con la forma ONLA, si se asocia el vector de entradas, de salidas, y de señales desconocidas con:

$$u(t) = \begin{bmatrix} H_0(t) \\ H_L(t) \end{bmatrix}, \quad y(t) = \begin{bmatrix} Q_0(t) \\ Q_L(t) \end{bmatrix} \quad \text{y} \quad \Theta_a(t) = \begin{bmatrix} \theta_1(t) \\ H_e(t) \end{bmatrix}, \quad (3.38)$$

el vector  $\alpha(y, u)$  lineal en  $u(t)$  y  $y(t)$  con:

$$\alpha(y, u) = a_1 \begin{bmatrix} \frac{u_1(t)}{L_e} - \theta_2 y_1(t) - \theta_3 \\ -\frac{u_2(t)}{L - L_e} - \theta_2 y_2(t) - \theta_3 \end{bmatrix}, \quad (3.39)$$

y la matriz con funciones localmente Lipschitz con respecto a  $y(t)$ :

$$\beta(y, u) = a_1 \begin{bmatrix} -y_1^2(t) & -\frac{1}{L_e} \\ -y_2^2(t) & \frac{1}{L-L_e} \end{bmatrix}. \quad (3.40)$$

Como todo el vector de estado es medible, la existencia de la condición (3.34) se cumple, y considerando la forma de las funciones  $\alpha(y, u)$  y  $\beta(y, u)$ , se puede afirmar que el sistema está en la forma ONLA requerida para el observador. Por tanto, el sistema dinámico

$$\begin{aligned} \dot{\hat{y}}(t) &= a_1 \begin{bmatrix} \frac{u_1(t)}{L_e} - \theta_2 y_1(t) - \theta_3 \\ \frac{u_2(t)}{L-L_e} - \theta_2 y_2(t) - \theta_3 \end{bmatrix} + a_1 \begin{bmatrix} -y_1^2(t) & -\frac{1}{L_e} \\ -y_2^2(t) & \frac{1}{L-L_e} \end{bmatrix} \hat{\Theta}_a(t) + k_y \begin{bmatrix} y_1(t) - \hat{y}_1(t) \\ y_2(t) - \hat{y}_2(t) \end{bmatrix} \\ \dot{\hat{\Theta}}_a(t) &= k_\Theta a_1 \begin{bmatrix} -y_1^2(t) & -y_2^2(t) \\ -\frac{1}{L_e} & \frac{1}{L-L_e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(t) - \hat{y}_1(t) \\ y_2(t) - \hat{y}_2(t) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (3.41)$$

es un observador de (3.32) que converge a los estados  $y$ . La convergencia del observador se puede verificar, definiendo:

$$e_y = y(t) - \hat{y}(t) \text{ y } e_\Theta = \Theta_a - \hat{\Theta}_a,$$

y usando la función de Lyapunov (3.36). De esta forma, se tiene:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t, e_y, e_\Theta) &= -a_1 y_1^2 e_{y1} e_{\Theta1} - \frac{a_1}{L_e} e_{y1} e_{\Theta2} - a_1 y_2^2 e_{y2} e_{\Theta1} + \frac{a_1}{L-L_e} e_{y2} e_{\Theta2} - \\ &\quad - \left( -a_1 y_1^2 e_{y1} e_{\Theta1} - \frac{a_1}{L_e} e_{y1} e_{\Theta2} - a_1 y_2^2 e_{y2} e_{\Theta1} + \frac{a_1}{L-L_e} e_{y2} e_{\Theta2} \right) - k_y (e_{y1}^2 + e_{y2}^2) \\ \dot{V}(t, e_y, e_\Theta) &= -k_y (e_{y1}^2 + e_{y2}^2) = k_y \|e_y\|^2. \end{aligned} \quad (3.42)$$

y del análisis se puede concluir lo siguiente:

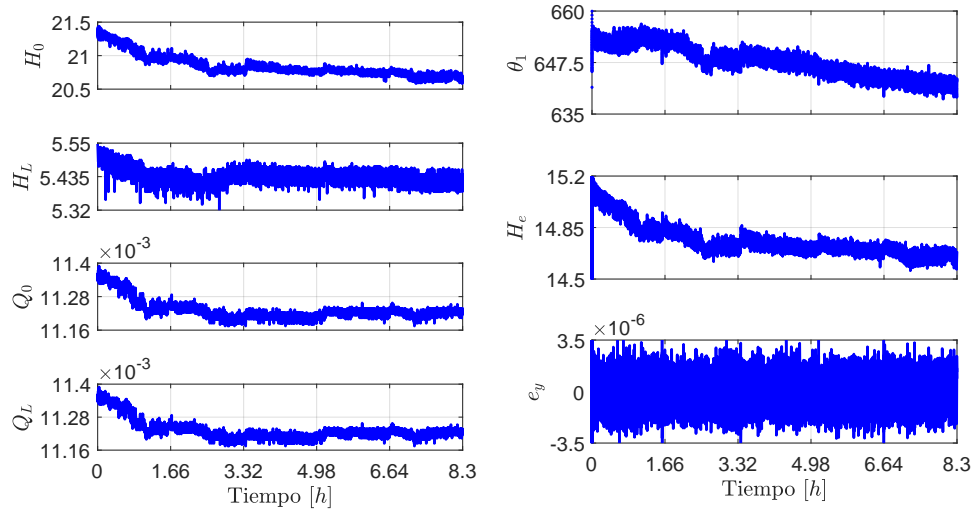
1.  $\dot{V}(t, e_y, e_\Theta)$  es negativa semidefinida, entonces  $\dot{V}(t, e_y, e_\Theta) \leq 0$ , lo que significa que  $V(t, e_y, e_\Theta) \leq V(0, e_y, e_\Theta)$  entonces  $e_y$  y  $e_\Theta$  son acotados.
2. De acuerdo con el lema de Barbalat, como  $e_y, e_\Theta$  son acotados, entonces la función:

$$\ddot{V}(t, e_y, e_\Theta) = -2a_1 k_y \left[ e_{y1} (y_1^2(t) e_{\Theta1} - \frac{e_{\Theta2}}{L_e}) + e_{y2} \left( \frac{e_{\Theta2}}{L-L_e} - y_2^2(t) e_{\Theta1} \right) \right]$$

es acotada. Por lo tanto, de manera equivalente  $\dot{V}(t, e_y, e_\Theta)$  es uniformemente continua y combinado con el hecho que  $V(t, e_y, e_\Theta)$  es acotada y  $\dot{V}(t, e_y, e_\Theta)$  negativa semidefinida, entonces se infiere que  $\dot{V}(t, e_y, e_\Theta) = k_y \|e_y\|^2 \rightarrow 0$  conforme  $t \rightarrow \infty$  (Slotine y Li, 1991).

3. Por lo tanto, (3.41) es un observador local para el sistema (3.32).

Aunque el resultado anterior no garantiza la convergencia a los parámetros verdaderos cuando  $e_y \rightarrow 0$ . La selección de las ganancias del observador ( $k_y = 5$  y  $k_\theta = 10^8$ ) tienen como objetivo ponderar fuertemente a los parámetros  $\hat{\Theta}$  en comparación a las salidas  $\hat{y}$ . Formalmente es necesaria cierta excitación para garantizar la convergencia de los parámetros verdaderos, en este caso particular el ruido en las señales medidas es suficiente para lograr resultados aceptables en los parámetros estimados y posteriormente utilizarlos para la detección y localización de fugas.



**Fig 3.8** Evolución de las señales medidas (izquierda) y los parámetros estimados mediante el observador adaptable, ( $Q$  [ $m^3/s$ ],  $H$  [ $m$ ])

### 3.4.2 Experimento de validación

Para evaluar el desempeño del observador adaptable (3.41) como estimador de estados y posteriormente calcular  $\theta_1(t)$  y  $H_e(t)$ , se realizó un experimento en la planta piloto con una duración de aproximadamente 8.5 horas. Las condiciones de la tubería fueron las siguientes:

- Frecuencia constante (60 [Hz]) en la bomba aguas arriba del ducto.
- Sin apertura de las válvulas durante el experimento (sin fugas o extracciones).
- La variación de la temperatura del fluido a lo largo del experimento fue de aproximadamente  $4^\circ C$ .

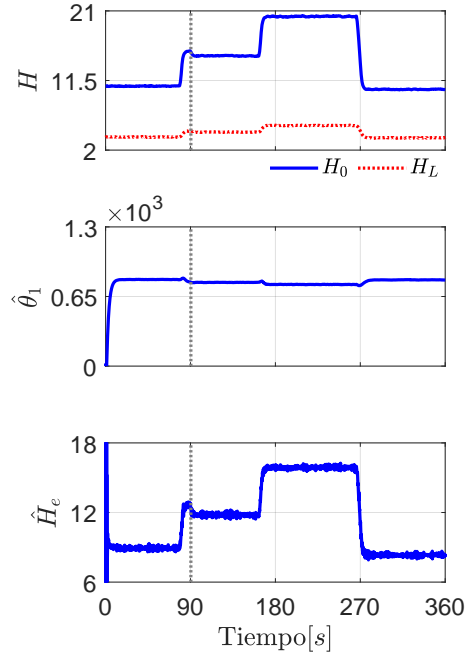
La evolución de las señales medidas se muestran en la Figura 3.8 en la columna del lado izquierdo, es apreciable como no se alcanza un estado estacionario en el fluido aunque se tienen una velocidad constante en la bomba; lo anterior, valida las variaciones en los parámetros estimados en dos periodos de tiempos diferentes a lo largo del día, y comprueba la necesidad de estimar constantemente los parámetros asociados con la función del gradiente hidráulico. En la columna del lado derecho, se muestran las gráficas de los parámetros estimados utilizando el observador adaptable, es apreciable un cambio constante en el parámetro  $\hat{\theta}_1$  y consecuentemente en la presión estimada, además se observa que el error de salida del observador es bastante uniforme a lo largo del tiempo, lo que demuestra la robustez ante el ruido y las perturbaciones presentadas a lo largo del día.

Un segundo experimento fue diseñado con el objetivo de demostrar que el observador adaptable permite estimar los parámetros  $\theta_1(t)$  y  $H_e(t)$  en presencia de una extracción en una posición conocida a pesar de los cambios en el punto de operación.

El experimento consta de tres cambios en el punto de operación provocados a los 79 [s], 162 [s] y 266 [s] de haber iniciado el experimento, con una fuga simulada abriendo una válvula localizada a 42.73 [m] del inicio del ducto con un flujo promedio de  $Q_e = 7.5 \times 10^{-4}$  [ $m^3/s$ ] y a los 90 [s] de haberse iniciado el experimento.

La evolución de los cabezales de presión y las señales estimadas se presenta en la Figura 3.9. Se observa que los cambios en el punto de operación alteran la evolución del parámetro estimado  $\hat{\theta}_1$ , sin embargo, en el intervalo

de tiempo del experimento no se observa un cambio considerable. En cuanto a los cambios en la estimación de la presión  $\hat{H}_e$ , como era de esperarse, esta variable sigue la tendencia gobernada por el cabezal aguas arriba de la extracción.



**Fig 3.9** Resultados de la estimación paramétrica con y sin fuga y cambios en la presión aguas arriba, ( $H$  [m])

En resumen, el observador no lineal adaptable logra estimar de forma continua las variaciones del vector de estados y del parámetro dominante de la función gradiente hidráulico  $\theta_1(t)$  sin la necesidad de añadir una señal externa para perturbar al fluido, aún en condición de una extracción siempre y cuando la ubicación de ésta sea conocida. Por tanto, este estimador adaptable satisface los requerimientos para la integración del algoritmo de localización de fugas, tema central del siguiente capítulo.

## 4 Localizador de fugas secuenciales con adaptación del gradiente

### 4.1 Planteamiento novedoso del problema

En el Capítulo 1, se hizo notar la necesidad de resolver dos problemas importantes asociados al diagnóstico de fugas en ductos. El asociado con la identificación en tiempo real del gradiente hidráulico  $J(\Theta, Q)$  y el relacionado con la localización de fugas secuenciales en un ducto principal con un modelo del fluido de orden reducido. En cuanto a la estimación del gradiente, la Sección 3.4.1 mostró la viabilidad de un observador adaptable para este fin. Con respecto al problema de la localización de fugas secuenciales, la idea de usar el modelo equivalente entrada salida para una y  $n$  fugas, reportado en Verde y Rojas (2017), sigue siendo una solución que se considera factible de realizar. Así que, tomando en cuenta que son escasos los procedimientos integrados que intentan resolver las dos cuestiones simultáneamente, este capítulo presenta un esquema que integra ambas soluciones publicado en Rojas y Verde (2020). Esto, sin aumentar el orden del modelo cada vez que una nueva fuga está presente, como sugiere Delgado-Aguinaga *et al.* (2016).

Por tanto, el objetivo de este capítulo consiste en presentar la solución integrada al problema de localización de fugas secuenciales en un ducto considerando las incertidumbres en el gradiente hidráulico. En particular, se incluye el observador adaptable ya descrito en la Sección 3.4 para robustificar la solución. Por lo cual, la arquitectura del sistema propuesta está compuesta por tres estimadores que comparten información de los parámetros de la localización y del gradiente hidráulico. Específicamente, se retiene la estimación del gradiente hidráulico durante el tiempo que los otros dos estimadores están localizando los parámetros de la fuga. Por un lado, esta división de tareas tiene como objeto mejorar el desempeño del localizador sin sacrificar la región de convergencia de los estimadores. Por otro lado, la idea de incluir además un observador dinámico para la identificación de los parámetros reales de la fuga, dado que el modelo (2.22) lo permite, reduce el tiempo de la inhabilitación del sistema para detectar la presencia de una nueva fuga.

Se hace notar que los estimadores diseñados están basados en el modelo equivalente del fluido (2.15), y en el modelo dinámico que vincula los parámetros equivalentes anteriores y los reales de la última fuga (2.19) y (2.22), ambos presentados en el Capítulo 2. La propiedad de observabilidad local de estos sistemas juega un papel importante en la solución propuesta para el problema de localización de fugas secuenciales.

Concretamente, tomando en cuenta las propiedades del modelo (2.15), se diseña un observador local para generar un residuo y estimar los parámetros equivalentes  $Le_i$  y  $H(Le_i)$  considerando el parámetro  $\theta_1$  constante y conocido para la fuga  $i$ . Esto, sin olvidar que esta estimación es solamente un medio para obtener los valores de interés que son  $L_i$  y  $H(L_i)$  asociados a la  $i$ -ésima fuga real. En forma paralela, el modelo dinámico (2.22), el cual vincula los parámetros de la fuga  $i$  caracterizados por  $L_i$  y  $H(L_i)$  con los equivalentes de la fuga previa  $Le_{i-1}$



y  $Qe_{i-1}$ , es usado para obtener los parámetros reales de las fugas vía un observador dinámico. Así que ambos estimadores pueden ser diseñados independientemente y conectados en cascada estimando simultáneamente los parámetros de la fuga equivalente y de la real.

Adicional a los dos observadores, se dispone del observador adaptable presentado en la Sección 3.4 para la identificación del parámetro  $\theta_1$  que está presente en los modelos (2.15) y (2.22) usados para la localización. Este hecho sugiere estimar  $\theta_1$  asociado a variaciones lentas del gradiente asumiendo conocidos y fijos los parámetros  $Le_i$  y  $H(Le_i)$  asociados a la última fuga equivalente  $i$  localizada.

En este sentido, considerando los modelos (2.15), (2.22) y (3.41) es factible ejecutar de manera separada las siguientes tareas:

- Activar una señal de alarma a través de un residuo detector de cada nueva fuga que ocurra con ayuda del sistema (2.15).
- Estimar los parámetros equivalentes  $L_e$  y  $H(L_e)$  debido a la presencia de la última fuga con el modelo (2.15) y simultáneamente estimar los parámetros reales usando el modelo (2.22) considerando en ambos casos el parámetro  $\theta_1$  estimado en tiempo real.
- Identificar el parámetro  $\theta_1$  con el observador adaptable considerando una extracción constante ubicada en  $L_e$  con gasto de fuga  $Q_e$ .

Para lograr una sistematización que permita realizar las funciones antes descritas en tiempo real para fugas secuenciales, se propone interconectar tres estimadores con tareas compartidas en diferentes intervalos de tiempo. Así, en ausencia de fallas, la tarea fundamental es la estimación de  $\theta_1$ , y, por el contrario, una vez que se ha detectado una fuga, la tarea prioritaria es identificar los parámetros asociados tanto a la fuga equivalente como a los reales manteniendo el parámetro del gradiente con el valor estimado en el momento de presentarse la fuga. De esta forma, el problema de diagnóstico de fugas secuenciales se puede formular en el contexto de un acoplamiento temporal entre estimadores para ejecutar dos tareas, donde los propios errores de estimación y el residuo detector de fugas controlan la interacción. Con esta lógica sencilla, la operación del sistema se reduce a:

- Estado  $Ir = 0$  cuando no existen fugas sin caracterizar, la estimación de  $\theta_1$  se inyecta a los otros dos estimadores de la fuga.
- Estado  $Ir = 1$  cuando la fuga  $i$  ha sido detectada y el error de convergencia aún no se ha desvanecido en el observador equivalente con  $\theta_1$  constante.

Una ventaja de esta secuencia de acciones es que permite resolver el problema del diagnóstico de fugas secuenciales como un algoritmo, en el que no aumenta el orden de los estimadores al presentarse una nueva fuga, esta es una aportación original en este trabajo. Su debilidad, sin embargo, es el tiempo requerido para la convergencia de los observadores, así como el tiempo en que el sistema está inhabilitado para captar una nueva fuga.

A continuación se presenta el algoritmo y las funciones específicas que ejecutan los estimadores y el control del estado  $Ir$ . Posteriormente, se presentan el tipo de estimadores específicos, usado en cada función, y finalmente se presentan los resultados cuando se aplica el algoritmo para localizar un escenario de tres fugas secuenciales con datos reales del ducto piloto usado a lo largo de todo el trabajo.

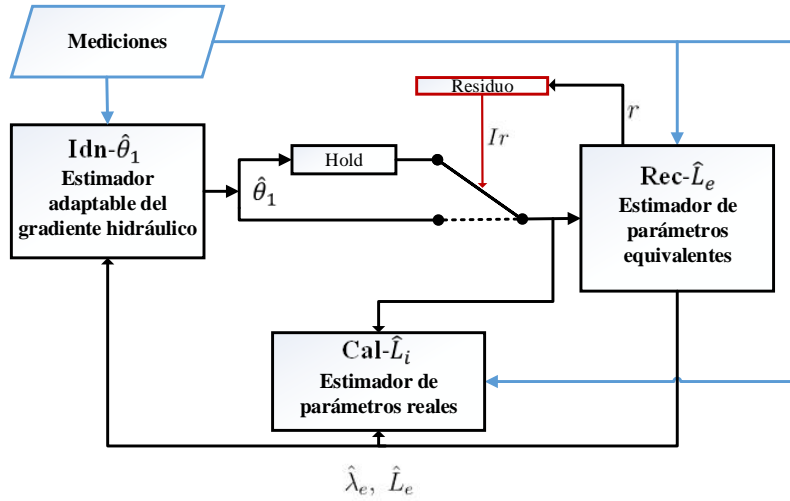


Fig 4.1 Descripción esquemática del localizador integrado por tres observadores, un retenedor y un conmutador

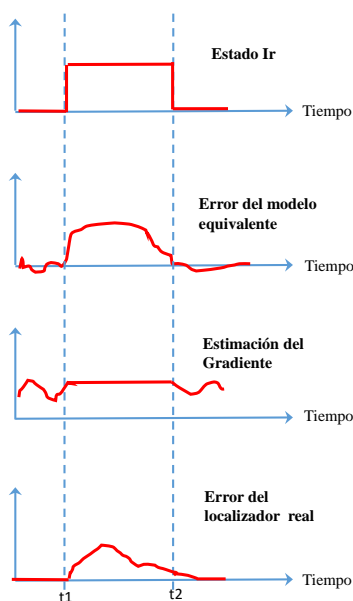
## 4.2 Arquitectura del localizador

Al considerar los dos estados impuestos al localizador, la Figura 4.1 muestra la estructura propuesta para su implementación y consta de cinco funciones básicas que interactúan dependiendo del estado del residuo detector de fallas.

Las tareas asignadas a cada componente del algoritmo son:

- Función Gen- $I_r$ : Genera la señal de control  $I_r$ , dependiendo del estado del residuo identificador de la presencia de una fuga aún sin localizar. Además, incrementa el contador de fugas  $i = i + 1$ , cuando el sistema está habilitado para localizar otra fuga.
- Función Idn- $\hat{\theta}_1$ : Identifica el parámetro  $\hat{\theta}_1$  del gradiente hidráulico de forma continua con el parámetro de extracción conocido  $L_{e_i}$  usando el observador adaptable (3.41).
- Función Rec- $L_e$ : Genera el residuo  $r_i$  que activa de localización y estima las señales  $\hat{L}_{e_i}$  y  $\hat{H}_{e_i}$  con el parámetro  $\hat{\theta}_1$  constante. Esto es posible por la propiedad de observabilidad local del modelo dinámico (2.15).
- Función Cal- $L_i$ : Calcula los parámetros relativos de la fuga  $i$ , (es decir  $\hat{L}_i$  y  $\hat{H}_i$ ) usando el parámetro  $\hat{\theta}_1$  (constante) y los parámetros previos  $\hat{L}_{e_{i-1}}$  y  $\hat{H}_{e_{i-1}}$ . Esta función se puede implementar usando (2.22) (2.6) y (2.12), bajo ciertas aproximaciones del flujo y la presión en los modelos de equivalencia.
- Función Ret: Retiene el valor estimado de  $\hat{\theta}_1$ , si  $I_r = 1$ .

Una ventaja de este algoritmo es su modularidad, ya que cada función puede ser implementada con diversos tipos de estimadores. Para la inicialización del sistema se asume que el ducto está en condición nominal, o sea  $I_r = 0$ ,  $\lambda_e = 0$ , y  $0 < L_e < L$ . A modo de ejemplo, la Fig. 4.2 muestra la evolución de las series de tiempos críticas del algoritmo.



**Fig 4.2** Evolución de la secuencia de las variables del algoritmo para una fuga detectada al tiempo  $t_1$  e identificada al tiempo  $t_2$

En resumen, el algoritmo conmuta de manera autónoma entre los siguientes estados para cada falla:

**Estado de detección:** Se estima  $\hat{\theta}_1$ , con el observador adaptable con  $Le_i$  y  $\lambda e_i$  conocidos junto con el residuo. Se finaliza cuando el residuo sobrepasa el umbral, activando  $Ir = 1$  e incrementando el contador de fallas  $i = i + 1$ .

**Estado de localización:** Se estiman los parámetros asociados a la fuga equivalente y de forma paralela se inicia la etapa de estimación de los parámetros relativos con  $\hat{\theta}_1$  constante. Se finaliza cuando los estimadores convergen, y desactiva la señal  $Ir = 0$ .

Desde un punto de vista teórico, el localizador propuesto no presenta ninguna limitación en el número de fugas a localizar. Además, es más sencillo y modular que el método propuesto en Verde y Rojas (2015). Sin embargo, si la secuencia de las fugas provoca un cambio en el régimen del flujo de turbulento al laminar, se invalida el modelo del gradiente hidráulico. Por lo que la magnitud del flujo total de las fugas limita la aplicabilidad del procedimiento (Houghtalen *et al.*, 2010).

Finalmente, es importante mencionar que la duración del estado  $Ir = 1$  está directamente asociada con la velocidad de convergencia de los estimadores en las funciones  $Rec-L_e$  y  $Cal-L_i$ , y por tanto especifica el tiempo mínimo posible entre la ocurrencia de las fallas.

A continuación se describen los observadores utilizados en dichas funciones, donde el tiempo de convergencia fue un parámetro importante en el ajuste. Los estimadores considerados son el filtro de Kalman extendido (EKF) y un observador de modos deslizantes (SMO).

### 4.3 Observadores para las funciones $Rec-L_e$ y $Gen-Ir$

Como se indica en la presentación del algoritmo de localización, la función  $Rec-L_e$  tiene como objetivo generar el residuo de detección  $r$  y de manera simultánea estimar la señal  $\lambda_e$  asociada con el orificio de fuga y

su posición  $L_e$  en el modelo equivalente (2.15) con  $\hat{\theta}_1$  actualizado al momento en que se activa la señal de fuga. Esta función deberá ejecutarse para cada fuga  $i$ . Con objeto de simplificar la notación, se omite en esta sección el índice  $i$  indicador del número de fuga que se está identificando.

En consecuencia, el punto de partida de los observadores es el modelo reducido derivado en el Capítulo 2. Asignando  $x = \begin{bmatrix} Q(0) & Q(L) & H(L_e) \end{bmatrix}'$ , entrada  $u = \begin{bmatrix} H(0) & H(L) \end{bmatrix}'$ , y variables medidas  $y = \begin{bmatrix} Q(0) & Q(L) \end{bmatrix}'$ , considerando la forma polinomial del gradiente con  $\theta_1$  constante y los parámetros desconocidos  $L_e$  y  $\lambda_e$ , el modelo a estudiar se puede escribir como:

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= \frac{a_1}{L_e}(u_1 - x_3) - a_1(\hat{\theta}_1 x_1^2 + \theta_2^0 x_1 + \theta_3^0), \\ \dot{x}_2 &= \frac{a_1}{L - L_e}(x_3 - u_2) - a_1(\hat{\theta}_1 x_2^2 + \theta_2^0 x_2 + \theta_3^0), \\ \dot{x}_3 &= \frac{a_2}{L_e}(x_1 - x_2 - \lambda_e \sqrt{x_3}),\end{aligned}\tag{4.1}$$

En particular, como observadores se consideran el filtro extendido de Kalman (EKF) y el observador de modos deslizantes (SM) tomado de Drakunov y Utkin (1995). Para generar el residuo detector de fuga  $r$  se propone considerar los errores de salida  $e_1 = y_1 - \hat{y}_1$  y  $e_2 = y_2 - \hat{y}_2$  vía la norma  $\ell_1$ , es decir:

$$r = |e_1| + |e_2|;\tag{4.2}$$

que controla directamente el estado del algoritmo con la asignación:

$$Ir = \begin{cases} 1 & \text{si } r \geq th \\ 0 & \text{si } r < th \end{cases}.$$

donde el umbral  $th$  es seleccionado de acuerdo con el proceso reportado por Isermann (2006). Tomando en cuenta la sensibilidad de los sensores de la instalación piloto, una desviación del 10% con respecto al flujo nominal del ducto como umbral de fuga es aceptable.

#### 4.3.1 Filtro extendido de Kalman, EKF

Para la estimación particular de  $L_e$  y  $\lambda_e$  en (4.1), el EKF es diseñado considerando que la dinámica de  $x_3$  es más rápida que la dinámica de  $x_1$  y  $x_2$ . Esta consideración permite la reconstrucción de  $\lambda_e$  indirectamente de la tercera ecuación de (4.1). Esto significa que  $\hat{\lambda}_e$  se obtiene de:

$$0 = \hat{x}_1 - \hat{x}_2 - \hat{\lambda}_e \sqrt{\hat{x}_3},$$

asumiendo  $x_3$  constante. Por lo tanto, la tarea de identificación se puede lograr con la estructura aumentada:

$$\begin{aligned}\dot{x}_a &= f_a(x_a, u, \hat{\rho}), \\ y &= C_a x_a\end{aligned}\tag{4.3}$$

con:

$$x_a = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & L_e \end{pmatrix}' \in \mathbb{R}^4, \quad C_a = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \text{ and}$$

$$f_a = \begin{pmatrix} \frac{a_1}{L_e}(u_1 - x_{a_3}) - a_1(\hat{\theta}_1 x_{a_1}^2 + \theta_2^0 x_{a_1} + \theta_3^0) \\ \frac{a_1}{L-L_e}(x_{a_3} - u_2) - a_1(\hat{\theta}_1 x_{a_2}^2 + \theta_2^0 x_{a_2} + \theta_3^0) \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

donde el parámetro desconocido  $L_e$  se considera un estado más en (4.1), así que se sólo se aumenta un estado para la tarea de identificación. De este modo, el EKF toma la forma:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_a &= f_a(\hat{x}_a, u, \hat{\theta}_1) + K(t)(y - \hat{y}), \\ \hat{y} &= C_a \hat{x}_a, \end{aligned} \quad (4.4)$$

donde  $K(t) = P(t)C'R^{-1}$ ,  $P(t)$  es la solución de la ecuación diferencial de Riccati calculada con  $\eta = 0.5$  y:

$$A(t) = \begin{pmatrix} -a_1(2\hat{\theta}_1 + \theta_2^0)\hat{x}_{a_1} & 0 & -\frac{a_1(u_1 - \hat{x}_{a_3})}{L_e^2} & -\frac{a_1}{L_e} \\ 0 & -a_1(2\hat{\theta}_1 + \theta_2^0)\hat{x}_{a_2} & -\frac{a_1(u_2 - \hat{x}_{a_3})}{(L-L_e)^2} & \frac{a_1}{L-L_e} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$Q_R = \begin{pmatrix} 1 \times 10^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \times 10^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad R = 100 \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Este diseño, como se muestra en la sección de resultados, permite satisfactoriamente la estimación transitoria sin la necesidad de valores excesivos en la matriz de covarianza para los estados  $(x_{a_3}, L_e)$ .

### 4.3.2 Observador de modos deslizantes SMO

Los algoritmos de control y observación basados en modos deslizantes (SM) son reconocidos por su robustez ante incertidumbres, por esta razón se propone estudiar un localizador de fugas basado en un observador de modos deslizantes (SMO). En particular, se diseña un observador para cada salida del modelo (4.1).

Drakunov y Utkin (1995) proponen que dado el sistema:

$$\dot{y}(t) = f(y) + \phi(t) \quad (4.5)$$

donde  $y \in \mathbb{R}$  es el estado medido y  $\phi(t)$  una señal acotada y desconocida, entonces:

$$\dot{\hat{y}}(t) = f(y) + \psi(t) \quad (4.6)$$

es un SMO de (4.5) con error de salida  $e_y(t) = y(t) - \hat{y}(t)$ . Si la señal de control equivalente:

$$\psi(t) = \gamma \text{sign}(e_y(t))$$

de (4.6) satisface la condición  $\gamma > |\phi(t)|$ , entonces el error de salida  $e_y$  converge a cero en tiempo finito. Además, de acuerdo con el concepto de control equivalente, el término de corrección  $\psi(t)$  puede ser reemplazado por el valor equivalente promedio  $\bar{\psi}(t) = (\psi)_{ave}$ , una vez que se alcanza la superficie deslizante (i.e  $\dot{e}_y = 0$  y  $e_y = 0$ ) y la reconstrucción de  $\phi(t)$  se reduce a la expresión:

$$\hat{\phi}(t) = \bar{\psi}(t).$$

Considerando los estados medidos en el modelo reducido del fluido (4.1), y reescribiéndolo con la estructura propuesta en (4.5), se tiene para las dos salidas las ecuaciones:

$$\dot{y}_1(t) = -a_1(\theta_1(t)y_1^2(t) + \theta_2 y_1(t) + \theta_3) + \underbrace{\frac{a_1}{L_e}(u_1(t) - x_3(t))}_{\phi_1(t)}, \quad (4.7)$$

$$\dot{y}_2(t) = -a_1(\theta_1(t)y_2^2(t) + \theta_2 y_2(t) + \theta_3) + \underbrace{\frac{a_1}{L - L_e}(x_3(t) - u_2(t))}_{\phi_2(t)}. \quad (4.8)$$

Al analizar las funciones que contienen a las señales desconocidas  $L_e$  y  $x_3$

$$\phi_1(t) = \frac{a_1}{L_e}(u_1(t) - x_3(t)) > 0 \quad \text{y} \quad \phi_2(t) = \frac{a_1}{L - L_e}(x_3(t) - u_2(t)) > 0 \quad (4.9)$$

se puede concluir que están acotadas en el rango de operación del ducto ( $0 < L_e < L$ ,  $u_2 < x_3 < u_1$ ), dado que las presiones en los extremos del ducto  $u_1(t)$  y  $u_2(t)$  lo son. Por lo tanto,  $\phi_1(t)$  y  $\phi_2(t)$  pueden ser reconstruidas independientemente utilizando dos SMOs de acuerdo al procedimiento antes propuesto. Uno para el estado  $y_1(t)$  y otro para el estado  $y_2(t)$ . Es decir, los observadores

$$SMO_1 : \dot{\hat{y}}_1(t) = -a_1(\theta_1(t)y_1^2(t) + \theta_2 y_1(t) + \theta_3) + \psi_1(t), \quad (4.10)$$

$$SMO_2 : \dot{\hat{y}}_2(t) = -a_1(\theta_1(t)y_2^2(t) + \theta_2 y_2(t) + \theta_3) + \psi_2(t) \quad (4.11)$$

con la señal de control equivalente  $\psi_i(t) = \gamma_i \text{sign}(e_{y_i}(t))$ , el error  $e_{y_i}(t) = y_i(t) - \hat{y}_i(t)$  y la ganancia  $\gamma_i$  satisfaciendo  $\gamma_i > |\phi_i|$ , reconstruyen las señales

$$\hat{\phi}_i(t) = \bar{\psi}_i(t) \quad \text{para } i = 1, 2.$$

asociadas a las variables de  $x_3$  y  $L_e$ .

Una ventaja de estos observadores es que las señales desconocidas  $L_e$  y  $x_3$  pueden ser calculadas a partir de las reconstrucciones de  $\bar{\psi}_1$  y  $\bar{\psi}_2$  cuando los SMOs alcanzan la superficie de deslizamiento. De este modo, usando (4.9) con  $\Theta$  conocido, se obtienen los estimados:

$$\hat{L}_e = \frac{a_1(u_1(t) - u_2(t)) - \bar{\psi}_2 L}{\bar{\psi}_1 - \bar{\psi}_2}, \quad (4.12)$$

$$\hat{x}_3 = u_1 - \frac{\bar{\psi}_1 \hat{L}_e}{a_1},$$

De este modo, el coeficiente asociado a la fuga puede ser calculado mediante la expresión:

$$\hat{\lambda}_e = \frac{\hat{y}_1 - \hat{y}_2}{\sqrt{\hat{x}_3}}. \quad (4.13)$$

Para el caso de estudio del ducto piloto se seleccionaron las ganancias  $\gamma_1 = \gamma_2 = 0.01$ , y las señales del control equivalentes fueron recuperadas con un filtro paso bajas de primer orden y frecuencia de corte de  $2 [Hz]$ .

Una ventaja de este algoritmo es la velocidad de convergencia de los parámetros que se alcanzan en tiempo finito. Sin embargo, es importante observar de (4.12) que se requiere que la resta de las señales  $\bar{\psi}_1$  y  $\bar{\psi}_2$  sea diferente de cero para poder calcular la posición  $L_e$ . Por tanto, las fugas muy pequeñas o intermitentes con una posición cercana a la mitad del ducto producen errores muy grandes al usar las ecuaciones (4.12). Este fenómeno no ocurre con el estimador EKF que en ausencia de fuga mantiene el valor de  $L_e$  en la condición inicial establecida. Esto implica, que se requieren procesar las funciones del control equivalente  $\psi_i(t)$  para generar el residuo (4.3) con los SMOs.

### 4.3.3 Desempeño de los observadores

Para analizar de forma independiente el desempeño de EKF y del SMO, se diseñaron pruebas experimentales considerando la presencia de una fuga y cambios en el punto de operación en la bomba del sistema hidráulico piloto (Apéndice A). La implementación de ambos observadores se realizó en MATLAB® (MATLAB, 2016).

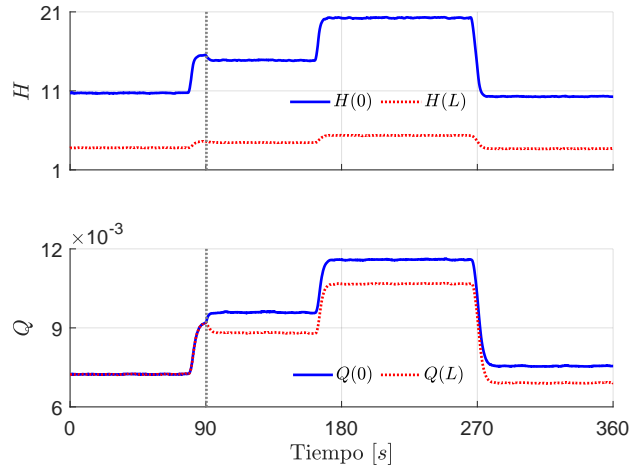
El experimento consistió en provocar a los 90 [s], iniciada la prueba, una fuga a los 42.73 [m] con un flujo promedio de  $7.5 \times 10^{-4}$  [m<sup>3</sup>/s]. Adicionalmente, se realizaron tres cambios en el punto de operación de la tubería. Los primeros dos se provocaron a los 79 [s] y a los 162 [s], el último cambio a los 266 [s] tuvo como objeto regresar el fluido a la condición inicial del experimento.

La Figura 4.3 ilustra los datos de la presión y el flujo en los extremos del ducto para esta prueba. La Figura 4.4 muestra el resultado de la identificación de la posición de la fuga  $\hat{L}_e$  y el parámetro  $\hat{\lambda}_e$  con ambos observadores (EKF y SMO). A partir de la evolución de las funciones con el mismo escenario, se establecen las siguientes observaciones:

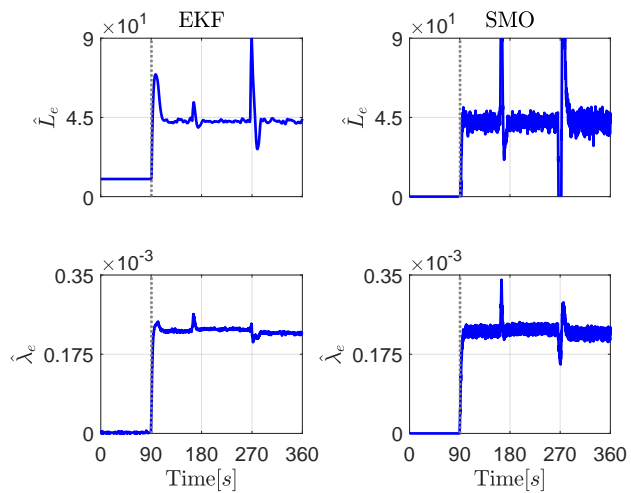
- Si el SMO se activa en ausencia de la fuga,  $\psi_1 = \psi_2$  para cualquier condición inicial, y por tanto no existe un punto de referencia para la estimación de la presión piezométrica  $\hat{x}_3$  en (4.1), lo cual provoca que la posición de la fuga  $\hat{L}_e$  (4.12) tome el valor mínimo considerado en la implementación que es cero. Por el contrario, el EKF estima  $\hat{L}_e$  a partir de la condición inicial de  $\hat{x}_4$ . Dado que la falla no está presente en el tiempo inicial, el residuo es nulo y  $L_e$  actúa como una variable virtual en el algoritmo. Con respecto al parámetro asociado a la apertura del orificio, ambos observadores identifican el valor correcto de  $\hat{\lambda}_e = 0$ .
- Al activar la fuga a los 90 [s] de haber iniciado el experimento, ambos observadores estimaron correctamente la señal desconocida asociada con la fuga. Sin embargo, la velocidad de convergencia de  $\hat{L}_e$  y  $\hat{\lambda}_e$  es diferente. El EKF converge más lentamente en comparación con el SMO (aproximadamente 30 [s]). A favor de ambos observadores, el cambio en el punto de operación producido a los 79 [s], antes de la ocurrencia de la fuga, no altera la identificación. Los siguientes cambios en la operación generan un transitorio en los estimados, el de mayor amplitud es el del SMO.
- La banda de incertidumbres en las estimaciones con ambos algoritmos también es diferente. La banda de chattering del SMO induce errores considerables en la posición de la fuga. Esta debilidad es crítica en la localización de múltiples fugas.
- Ambos observadores estiman los valores de la posición  $\hat{L}_e$  y  $\hat{\lambda}_e$  incluso en presencia de cambios en el punto de operación del sistema, ya que el gradiente hidráulico se ajusta a los largo del experimento vía el observador adaptable. Este comportamiento muestra el principal beneficio de la estimación de  $\hat{\theta}_1$  en tiempo real.

## 4.4 Observador para la función Cal- $L_i$

A partir de que el objetivo de la función de Cal- $L_i$  es estimar los parámetros relativos  $L_i$  y  $H_i$  asociados a cada nuevo evento con respecto de los parámetros de la fuga equivalente  $L_{e(i)}$  y  $\lambda_{e(i)}$ , se propone usar el modelo parametrizado en términos de las fugas equivalentes y de los parámetros relativos desarrollado en la sección 2.5 para  $i > 2$  para diseñar la estimación. Siendo así, se diseña un observador considerando conocidos los registros históricos de los valores de la falla equivalente  $(L_{e(i-1)}, \lambda_{e(i-1)})$ , las mediciones en los extremos del ducto y los estimados en tiempo real de la función gradiente.



**Fig 4.3** Datos experimentales con una fuga provocada a los 90 [m] y cambios en el punto de operación utilizados en la comparación del EKF y SMO, ( $Q$  [ $m^3/s$ ],  $H$  [m])



**Fig 4.4** Evolución de los parámetros estimados de la fuga ante cambios en el punto de operación con el EKF y el SMO ( $\hat{L}_e$  [m])



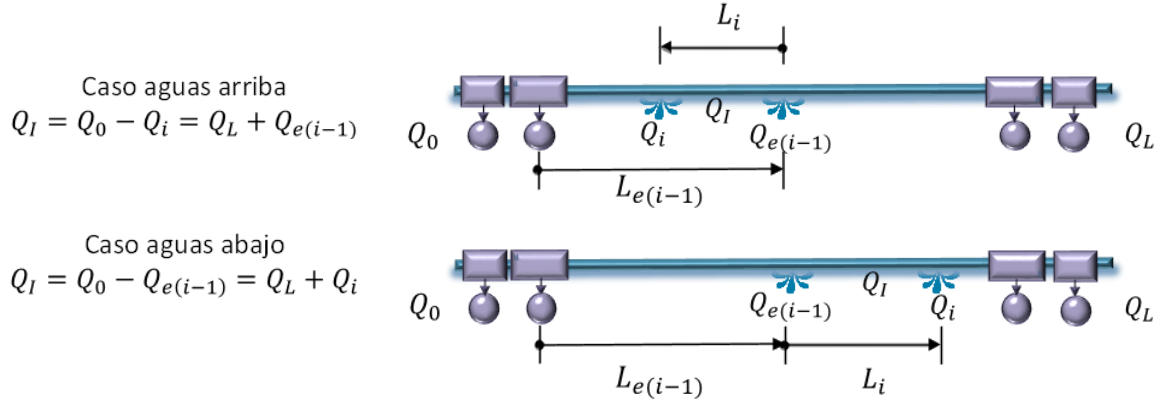


Fig 4.5 Escenarios posibles de la ubicación de la fuga  $i$  respecto al anterior  $i - 1$

Como se hizo notar en el Capítulo 2 al derivar la relación de equivalencia (2.19), el hecho de que las fugas se presentan de forma secuencial, es decir que exista un tiempo  $t_n$  entre la presencia de la fuga  $n$ ésima y  $n - 1$ , permitió obtener el modelo parametrizado (2.21) en términos de los parámetros desconocidos  $L_i$  y  $H_i$ . Este modelo, en términos de los estimados del gradiente y valores conocidos, se reproduce aquí como:

$$\begin{aligned} \dot{Q}_0 &= \frac{a_1(J(\hat{\Theta}, Q_0) - J(\hat{\Theta}, Q_L)) \left( H_0 - \frac{(Q_{e(i-1)} + \sqrt{H_i}(\lambda_{e(i)} - \lambda_{e(i-1)}))^2}{\lambda_{e(i)}^2} \right)}{L_{e(i-1)}(J(\hat{\Theta}, Q_0) - J(\hat{\Theta}, Q_L^2)) - L_i(J(\hat{\Theta}, Q_L) - J(\hat{\Theta}, Q_I))} - a_1 J(\hat{\Theta}, Q_0) \\ \dot{Q}_L &= - \frac{a_1(J(\hat{\Theta}, Q_0) - J(\hat{\Theta}, Q_L)) \left( H_L - \frac{(Q_{e(i-1)} + \sqrt{H_i}(\lambda_{e(i)} - \lambda_{e(i-1)}))^2}{\lambda_{e(i)}^2} \right)}{L(J(\hat{\Theta}, Q_0) - J(\hat{\Theta}, Q_L)) - L_{e(i-1)}(J(\hat{\Theta}, Q_0) - J(\hat{\Theta}, Q_L)) + L_i(J(\hat{\Theta}, Q_L) - J(\hat{\Theta}, Q_I))} - a_1 J(\hat{\Theta}, Q_L), \\ \dot{H}_i &= 0 \\ \dot{L}_i &= 0 \\ y_i &= \begin{bmatrix} Q_0 \\ Q_L \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.14)$$

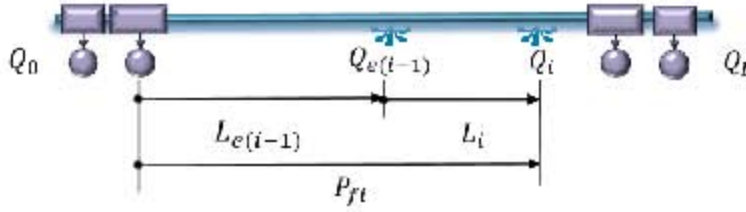
donde el flujo  $Q_I$  deberá calcularse de acuerdo a las relaciones mostradas en la Figura 4.5. Quiere decir, el flujo  $Q_I$  deberá aproximarse en función del caudal aguas arriba o abajo, dependiendo de la ubicación de la última fuga equivalente respecto a la anterior.

Por su parte, Verde *et al.* (2007) demostraron que las desigualdades entre las posiciones de fugas equivalentes y las posiciones relativas satisfacen la condición:

$$\text{Si } L_{e(i-1)} > L_{e(i)}, \text{ entonces se cumple que } L_{i-1} > L_i.$$

Por tanto, a partir del indicador  $I_{Q_I} = \text{sign}(\hat{L}_{e(i)} - \hat{L}_{e(i-1)})$  es posible determinar si la última fuga se encuentra aguas arriba o abajo, y calcular  $Q_I$  de la siguiente forma:

$$Q_I = \begin{cases} \text{Si } I_{Q_I} = 1 & Q_I = Q_0 - Q_{e(i-1)}, \\ \text{Si } I_{Q_I} \neq 1 & Q_I = Q_L + Q_{e(i-1)}. \end{cases} \quad (4.15)$$



**Fig 4.6** Distancia absoluta de la fuga  $i$  respecto al origen  $P_{fi}$ , y distancias relativas  $L_i$ , ( $L[m]$ ),

Para la selección de la expresión que calcula el flujo  $Q_I$  es necesaria la información sobre la posición de la última fuga ( $\hat{L}_i$ ) con respecto a la posición equivalente de todas las fugas anteriores ( $\hat{L}_{e(i-1)}$ ); como no es necesaria la posición exacta si no la tendencia de la posición, la manera más rápida de obtener la tendencia de la posición es utilizando una relación estática como la propuesta en (1.4). Con esta información es posible decidir si la última fuga se encuentra aguas arriba o aguas abajo de la posición equivalente de todas las fugas anteriores y seleccionar la función  $Q_I$  para obtener un estimado más preciso de la posición relativa  $\hat{L}_i$ .

Como el modelo (4.14) tiene una estructura y propiedades similares al modelo (4.1), es posible aplicar las mismas estrategias de identificación de parámetros, en este caso particular se propone también un filtro extendido de Kalman como estimador, por lo que el primer paso es aumentar el estado del modelo (4.14) con los parámetros desconocidos  $L_i$  y  $H_i$ , y posteriormente realizar el diseño del observador. El observador para el modelo aumentado representado en la forma compacta, tiene la siguiente estructura:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}_{a2} &= f_{a2}(\hat{x}_{a2}, u(t)) + K_2(t)(y - \hat{y}_2), \\ \hat{y}_2 &= C_{a2}\hat{x}_{a2}\end{aligned}\quad (4.16)$$

donde  $x_{a2} = [Q_0, Q_L, H_i, L_i]$ . La matriz de ganancias se calcula mediante la expresión  $K_2(t) = P(t)C_{a2}^T R_2^{-1}$  y  $P(t)$  es la solución de la ecuación diferencial de Ricatti, obtenida con los parámetros  $\eta = 0.5$  y

$$Q_{R2} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \times 10^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad R_2 = 100 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Finalmente con el estimado de  $\hat{L}_i$ , la posición absoluta respecto al origen de la fuga  $i$ , como se muestra esquemáticamente en la Figura 4.6, puede ser calculada mediante la expresión:

$$\hat{P}_{fi} = \hat{L}_{e(i-1)} + \hat{L}_i. \quad (4.17)$$

#### 4.4.1 Desempeño del esquema de tres observadores acoplados

Para mostrar el funcionamiento del algoritmo de fugas secuenciales, se implementó dentro del simulador matemático Simulink de (MATLAB, 2016). Primero utilizando datos sintéticos con la intención de probar el estimador y calcular los errores porcentuales de los parámetros estimados. Posteriormente, se valida el diseño con datos experimentales donde están presentes múltiples parámetros inciertos.

## 4.4.1.1 Estudio con datos sintéticos

Los datos sintéticos se generaron con un simulador del ducto con diez secciones, y una longitud total de 200 [m], los parámetros físicos (rugosidad, viscosidad cinemática, diámetro) utilizados son iguales a los reportados para la planta piloto descritos en el apéndice A, los parámetros se consideraron uniformes a lo largo de todas las secciones. El coeficiente de fricción se calcula utilizando la función de Swamee Jen(3.5).

El escenario simulado se diseñó con tres fugas secuenciales que ocurren en los tiempo  $t_1 = 50 [s]$ ,  $t_2 = 100 [s]$  y  $t_3 = 200 [s]$ , en las posiciones absolutas  $P_{f1} = 120 [m]$ ,  $P_{f2} = 60 [m]$  y  $P_{f3} = 160 [m]$  respecto al origen del ducto, y con los coeficientes de fuga  $\lambda_1 = 7 \times 10^{-5}$ ,  $\lambda_2 = 5 \times 10^{-5}$  y  $\lambda_3 = 1 \times 10^{-4}$  respectivamente.

Los valores medios de los parámetros estimados se reportan en la tabla 4.1. En esta tabla se muestran además los errores porcentuales respecto a los valores reales para cada parámetro estimado. El máximo error de la localización es del 2%, y para el coeficiente de fuga del 5%, lo que se considera una estimación satisfactoria de los parámetros asociados a las fugas.

**Tabla 4.1** Parámetros promedio estimados con datos sintéticos

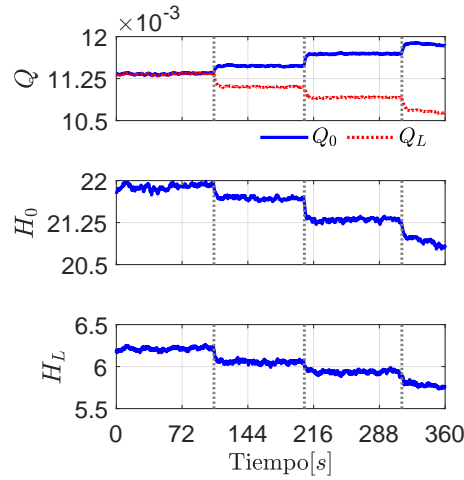
| Parámetros        | Valor estimado         |                        |                        | Error porcentual |        |        |
|-------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------|--------|--------|
|                   | $f_1$                  | $f_2$                  | $f_3$                  | $f_1$            | $f_2$  | $f_3$  |
| $\hat{\lambda}_i$ | $5.001 \times 10^{-5}$ | $6.906 \times 10^{-5}$ | $9.567 \times 10^{-5}$ | 0.02 %           | 1.34 % | 4.33 % |
| $\bar{P}_{fi}$    | 119.8                  | 58.97                  | 160.1                  | 0.17 %           | 1.71 % | 0.06 % |
| $\bar{H}_i$       | 6.538                  | 9.383                  | 5.068                  | 12.95 %          | 2.24 % | 8.31 % |
| $\bar{\theta}_1$  | 624.9                  | 626.5                  | 626.7                  | 0.065 %          | 0.43 % | 0.49 % |
| $\bar{Q}_i$       | $1.278 \times 10^{-4}$ | $2.115 \times 10^{-4}$ | $2.153 \times 10^{-4}$ | 0.07 %           | 0.28 % | 0.41 % |

En cuanto a los errores de la presión estos son los mayores. Esto puede justificarse debido a la simpleza del modelo de dos secciones utilizado para la identificación de los parámetros cuando el sistema se simuló con diez secciones. Sin embargo, el modelo de equivalencia es útil para la estimación de los parámetros constantes asociados a las fugas (posición y coeficiente de fuga).

## 4.4.2 Resultados con datos experimentales

Para mostrar el desempeño del sistema de localización con datos reales, se diseñó un experimento con tres fugas secuenciales en la planta piloto descrita en el apéndice A. Las fugas se presentan en los tiempos  $t_1 = 108[s]$ ,  $t_2 = 205[s]$  y  $t_3 = 312[s]$  después de haber iniciado el experimento, en las coordenadas  $P_{f1} = 99.29[m]$ ,  $P_{f2} = 42.73[m]$  y  $P_{f3} = 64.62[m]$  (V4, V2 y V3) con respecto al punto donde se mide la presión y flujo aguas arriba. El coeficiente de fugas es un parámetro incierto dado que solamente se conoce que el orificio es circular de aproximadamente un octavo de pulgada. Durante todo el experimento, la frecuencia de la bomba se mantuvo en su máximo valor de 60 [Hz].

La Figura 4.7 muestra los datos registrados durante el experimento y la línea punteada vertical señala el momento en que se activan las fugas. Se observa a diferencia de los datos sintéticos que ambas presiones en los extremos son ruidosas y además se alteran en el momento en que se presenta una fuga, producto de la variación en el modelo debido a las pérdidas de carga producidas por las fugas.



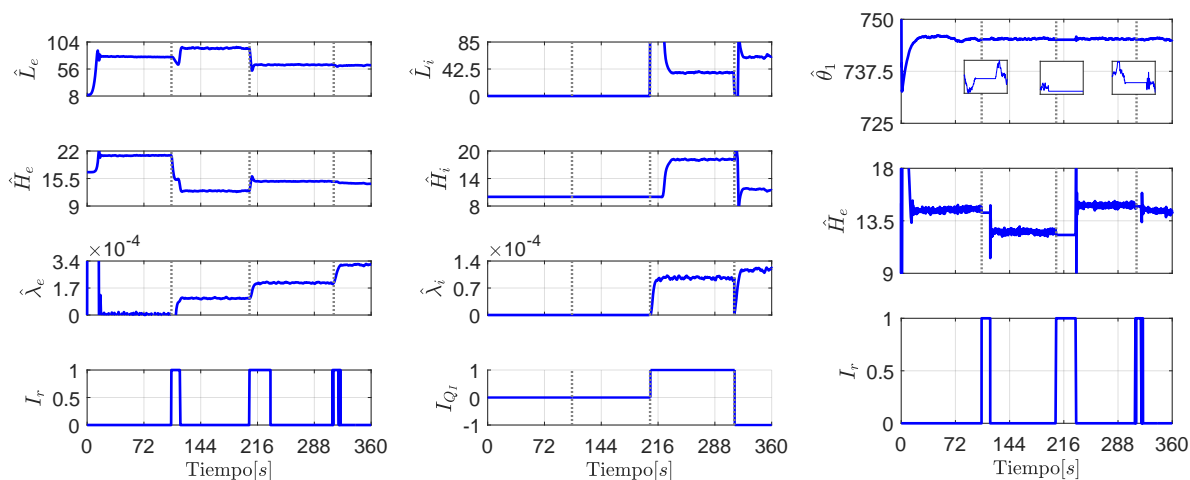
**Fig 4.7** Datos registrados en la planta piloto con tres fugas secuenciales, ( $Q$  [ $m^3/s$ ],  $H$  [ $m$ ])

Las gráficas de la Figura 4.8 muestran la evolución de las variables más importantes del sistema de diagnóstico. La columna de la izquierda muestra el comportamiento del estimador de los parámetros equivalentes. La columna central describe los parámetros reales de la fuga  $i$ -ésima junto con la señal  $I_{Q_i}$ . Las gráficas de la columna de la derecha muestra el comportamiento de estimador adaptable cuya función es monitorear el gradiente hidráulico en el ducto. En cuanto al tiempo de convergencia de los estimadores, se observa que no es uniforme, con un máximo de 30 [s].

Para cuantificar el comportamiento del sistema, la Tabla 4.2 reporta los valores medios de los parámetros estimados y el error porcentual en las posiciones. Se observa que el coeficiente de fuga es muy similar en cada una de las fugas, lo cual tiene sentido dada la similitud del diámetro de cada orificio. En cuanto al error máximo se observa que este ocurre con la tercera fuga y es del 4%. El menor error se observa en la posición de la segunda fuga que está más cerca de la bomba dado que en dicho punto se tiene una mayor presión en el ducto. Debido a la carencia de métodos similares reportados en la literatura, se consideran resultados satisfactorios.

A partir del desempeño mostrado del sistema global de supervisión y los resultados tanto con datos sintéticos como reales se pueden hacer las siguientes observaciones:

- Es posible estimar los parámetros reales de múltiples fugas secuenciales utilizando un modelo de dimensión mínima, sin necesidad de aumentar la dimensión conforme aumenta el número de fugas con errores aceptables para el caso de múltiples fugas, si se considera el máximo error tolerado del 1% por la norma API.
- La variabilidad de los parámetros de las fugas se redujo considerablemente en comparación con los métodos que no incluyen la estimación en línea del gradiente hidráulico. Por tanto, se puede afirmar que el desempeño del localizador depende fuertemente del conocimiento del gradiente hidráulico.
- La principal desventaja del esquema iterativo es la acumulación de los errores de estimación del identificador equivalente, debido a que cada nueva fuga acarrea los errores de las fugas anteriores. Por tanto, un modelo de dimensión mínima tiene como consecuencia un mayor error en la estimación de los cabezales de presión.



**Fig 4.8** Evolución temporal de los parámetros estimados con datos reales, ( $H$  [m],  $L$  [m])

- No se puede garantizar un tiempo mínimo para la estimación de las fugas. Es necesario realizar un mayor número de experimentos para obtener valores estadísticos en diversas condiciones de operación.

Igualmente, se hace notar que la simplificación de la dimensión de los estimadores ha permitido la implementación del algoritmo completo en el software orientado al monitoreo de sistemas en tiempo real LabVIEW. Los resultados obtenidos con el estimador implementado en tiempo real fueron similares en magnitud y precisión a los obtenidos fuera de línea con un software de alto rendimiento como es MATLAB. Las generalidades de la implementación pueden consultarse en el Apéndice B.

**Tabla 4.2** Valores medios estimados con datos experimentales

| Parámetros          | Valor estimado        |                       |                       | Error porcentual |        |        |
|---------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------|--------|--------|
|                     | $f_1$                 | $f_2$                 | $f_3$                 | $f_1$            | $f_2$  | $f_3$  |
| $\hat{P}_{f_1}$     | 98.65                 | 42.67                 | 67.17                 | 0.64 %           | 0.14 % | 3.94 % |
| $\tilde{\lambda}_i$ | $1.11 \times 10^{-4}$ | $1.07 \times 10^{-4}$ | $1.12 \times 10^{-4}$ | -                | -      | -      |
| $\tilde{H}_i$       | 11.98                 | 16.85                 | 12.58                 | -                | -      | -      |

## 5 Conclusiones

Mediante el análisis del modelo dinámico del fluido que se realizó a lo largo de este trabajo, es posible concluir que la función del gradiente hidráulico es fundamental para que el modelo sea válido y útil en la identificación de fugas secuenciales, en particular se comprobó que ligeras variaciones en los parámetros del gradiente afectan significativamente el cálculo de la posición de una fuga o extracción.

De igual forma, en el desarrollo del trabajo, se comprueba mediante un análisis de sensibilidad que es posible aproximarse al gradiente hidráulico  $J(Q)$  mediante un polinomio cuadrático y estimar sus parámetros en línea utilizando un observador basado en el modelo dinámico y aplicando señal externa que perturbe al fluido. Además, se justifica que una función polinomial es adecuada para aproximar al gradiente hidráulico y es útil para modelos computacionales y analizar el comportamiento del fluido en la tubería.

Las principales ventajas del método son:

- La presencia de una fuga no afecta al método de estimación, siempre y cuando las fugas sean pequeñas en comparación al flujo nominal.
- Utilizando el estimador EKF se capturan las desviaciones del flujo, del ducto y de las condiciones externas.
- El algoritmo EKF puede ser implementado en línea como parte del monitoreo de un sistema SCADA.

Adicionalmente, se comprueba que durante periodos largos de operación del ducto y con la descarga o salida del ducto al aire libre, el flujo y la presión no alcanzan un estado estacionario, por lo que el uso de estimadores basados en modelos dinámicos es necesario. De igual forma, se comprueba que los parámetros del gradiente no son constantes y son susceptibles a perturbaciones externas. Lo anterior se respalda con los resultados de los parámetros estimados del gradiente hidráulico, en especial durante largos periodos de tiempo donde las variaciones son considerables. Indirectamente se tiene un argumento que justifica por qué en múltiples trabajos donde se identifican fugas considerando la fricción constante, se generan resultados sesgados en los parámetros estimados asociados a las fugas y en los estados de los modelos dinámicos, como se menciona en la introducción de este trabajo.

De igual forma, se propone un método para detectar y localizar múltiples fugas secuenciales basadas en una combinación de estimadores dinámicos. Es importante resaltar que la selección y el diseño de los estimadores queda abierto, en este trabajo se utilizaron un observador adaptable y dos estimadores EKF, pero el esquema es funcional independientemente de la elección de los estimadores. Aunque, en principio, el esquema de identificación interconecta tres estimadores dinámicos, realmente utiliza una secuencia de “activación” que simula un conjunto de tareas donde el estimador que se encuentra “activo” recibe información constante de los otros para no afectar las propiedades de observabilidad del mismo.

La principal contribución del trabajo es el uso de los modelos reducidos y equivalentes que actualizan los parámetros del gradiente hidráulico aproximado en tiempo real, lo que generó errores aceptables en los

parámetros asociados a las fugas. Además, dichos resultados fueron consistentes en todos los experimentos realizados con la planta piloto, sin importar los cambios en el punto de operación o condiciones externas.

Aunque es importante remarcar que teóricamente no hay limitaciones en el número de fugas que pueden ser localizadas por el método, prácticamente la magnitud de los flujos y el número de fugas podrían limitar la aplicabilidad del esquema, debido a incertidumbres acumuladas en los parámetros estimados.

Finalmente, cabe mencionar que el método fue implementado en el software LabVIEW orientado a sistemas SCADA y obtuvo resultados similares e igualmente aceptables, lo que derivó en la petición de una patente nacional, la cual se encuentra en proceso de aceptación.

## 6 Referencias

- Aamo, O., J. Salvesen y B. Foss (2006). Observer Design Using Boundary Injection for Pipeline Monitoring and Leak Detection. En: *ADCHEM 2006*. Gramado, Brazil. pp. 53–58.
- Alcorta, E. y P. Frank (1997). Deterministic nonlinear observer-based approaches to fault diagnosis: A survey. *Control Eng. Practice* **5**(5), 663–670.
- Anderson, B y J B Moore (1990). *Optimal Control, Linear Quadratic Methods*. Prentice Hall. New York.
- Besançon, Gildas (2000). Remarks on nonlinear adaptive observer design. *Systems & Control Letters* **41**(4), 271–280.
- Besançon, Gildas (2003). High-gain observation with disturbance attenuation and application to robust fault detection. *Automatica* **39**(6), 1095–1102.
- Besançon, Gildas (2007). *Nonlinear Observers and Applications*. Cap. Parameter/Fault Estimation in Nonlinear Systems and Adaptive Observers, pp. 211–221. Springer.
- Billman e Isermann (1987). Leak detection methods for pipelines. *Automatica* **23**(3), 381–385.
- Blanke, M., M. Kinnaert, J. Lunze y M. Staroswiecki (2006). *Diagnosis and Fault-Tolerant Control*. Springer Berlin Heidelberg.
- Bratland, O. (2013). *Pipe Flow 1: Single-phase Flow Assurance*. Assurance Consulting.
- Brkić, D. (February 2012). Determining friction factors in turbulent pipe flow. *Chemical Engineering* **19**(3), 34–39.
- C. Verde, L. Molina y L. Torres (2014). Parameterized transient model of a pipeline for multiple leaks location. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* **29**(1), 177–185.
- Carrera, R. (2019). Prototipo para detección de fallas en tuberías: Manual de uso. 4a versión, spanish. Reporte técnico . Instituto de Ingeniería-UNAM.
- CartoCrítica y Fundación Heinrich Boll Stiftung (2017). Cartocrítica investigación, mapas y datos para la sociedad civil. "https://cartocritica.org.mx/2017/ductos/".
- Casillas, M., L. Garza-Castañón y V. Puig (2015). Sensor placement for leak location in water distribution networks using the leak signature space. *9th IFAC symposium on fault detection, supervision and safety of technical processes* pp. 214–219.



- Cayetano, R. (2016). Identificación de parámetros de fricción en ductos con tomas laterales. Tesis de maestría. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Chaudhry, M. C. (2014). *Applied hydraulic transients*. Springer: New York.
- Chen, J. y R Patton (1999). *Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamics Systems*. Kluwer Academic Publisher.
- Colebrook, CF y CM White (1937). Experiments with fluid friction in roughened pipes. *Proceedings of the Royal Society of London. Series a, mathematical and physical sciences* pp. 367–381.
- Colombo, Andrew F, Pedro Lee y Bryan W Karney (2009). A selective literature review of transient-based leak detection methods. *J. Hydro-Environment Res.* **2**(4), 212–227.
- CONAGUA (2018). Estadísticas del agua en México. "http://sina.conagua.gob.mx/publicaciones/EAM\_2018.pdf".
- Delgado-Aguinaga, J., G. Besançon, O. Begovich y J. Carvajal (2016). Multi-leak diagnosis in pipelines based on extended kalman filter. *Control Engineering Practice* **49**, 139–148.
- Ding, Sebastin (2008). *Model-based fault diagnosis techniques*. Sringer.
- Domínguez, R., A. Capella, J. Osnaya, G. Esquivel, A. Santana, E. Carrizosa, L. Escalante y R. Vázquez (2020). Estudio para definir el mejoramiento de la operación de las l neas primarias de la cdmx. mejorar el servicio de agua potable en la ciudad de México.. Reporte t cnico . Sistemas de Agua de la Ciudad de M xico, Convenio: 0029-1O-ED-L-DGAP-UNAM-1-20.
- Doyle, J y G Stein (1979). Robustness with observers. **24**(4), 607–611.
- Drakunov, S. y V. Utkin (1995). Sliding mode observers. tutorial. En: *Proceedings of the Conference on Decision & Control*. pp. 3376–3378.
- Dulhoste, J., G. Besançon, L. Torres, O. Begovich y A. Navarro (2011). About friction modeling for observer-based leak estimation in pipelines. En: *50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC) Orlando, FL, USA*.
- Eck, J. B. y M. Mervissen (2015). Quadratic approximations for pipe friction. *Journal of Hydroinformatics*.
- Edwards, C., S. Spurgeon y J. Patton (2000). Sliding mode observers for fault detection and isolation. *Automatica* **36**(4), 541–553.
- EPA (2009). Drinking water infrastructure needs survey and assesment. Reporte t cnico . Enviromental Protection Agency.
- Eriksson, Lars y Lars Nielsen (2014). *Modeling and control of engines*. Wiley.
- Fern ndez, H., C. Verde y J. Moreno (2018). High-order sliding mode observer for outflow reconstruction in a branched pipeline. En: *IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*.
- Frank, P. (1978). *Introduction to System Sensitivity Theory*. Academic Press.

- Frank, P. M. (1987). Advanced fault detection and isolation schemes using non linear and robust observers. *10th IFAC World Congress on Automatic Control* **Vol. 3**, 63–68.
- Frank, P. M. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - a survey and new results. *International Federation of Automatic Control*.
- Geiger, G., W. Gregoritzka y D. Matko (2000). Leak detection and localization in pipes and pipelines. *European symposium on computer aided process engineering* **2**, 781–786.
- Gelb, A. (1974). *Applied Optimal Estimation*. The MIT Press.
- Gertler, Janos J. (1998). *Fault Detection and diagnosis in engineering systems*. Marcel Dekker, Inc.
- González, O., C. Verde y L. Torres (2016). Leak estimation method for complex pipelines with branch junctions. *Journal of Pressure Vessel Technology, ASME*. **139**, 021701–1–021701–8.
- Himmelblau, D. M. (1978). *Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes*. Elsevier. Chemical Engineering.
- Houghtalen, R., A. O. H. Akan y N. H. C. Hwang (2010). *Fundamentals of hydraulic engineering systems*. Prentice Hall.
- Informador (2019). Las cifras del robo de combustible en México. "<https://www.informador.mx/mexico/Las-cifras-del-robo-de-combustible-en-Mexico-20190110-0112.html>".
- Isermann, R. (1993). Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing. *Automatica* **29**, 815–835.
- Isermann, R (2006). *Fault-Diagnosis Systems*. Springer. Berlin.
- Isermann, R. y M. Münchhof (2011). *Identification of Dynamic Systems*. Cap. Identification with Parametric Models Discrete Time Signals, pp. 205–210. Springer.
- Jiménez, L. y C. Verde (2011). Periodic residual for multileaks detection. En: *10th International Science and Technology Conference Diagnostics of Processes and Systems, Zamosc*. Poland.
- Kalman, R (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Basic Engineering* **82**, 34–45.
- Korbicz, Josef, J M Koscielny, Z Kowalczyk y Cholewa W (2004). *Fault diagnosis. Models, Artificial Intelligence, Applications*. Springer-Verlag. Germany.
- Kurokawa, K. (2012). The official report of the Fukushima nuclear accident independent investigation commission. En: *The National Diet of Japan, The Fukushima Nuclear Accident Independent Investigation Commission*.
- La jornada (2018). Infraestructura de red hidráulica de cdmx es "vieja". "<https://www.jornada.com.mx/ultimas/capital/2018/09/27/infraestructura-de-red-hidraulica-de-cdmx-es-vieja-6878.html>".
- LabVIEW (2016). *Professional Development System version 16.0*. National Instruments. Natick, Massachusetts.
- Livelli, G. (2010). *Flowmeter piping requirements*.

- Ljung, L. (1979). Asymptotic behavior of the extended Kalman filter as a parameter estimator for linear systems. *IEEE Transaction on Automatic Control*, **AC-24**, 36–50.
- Ljung, L. (1987). *System Identification: Theory for the User*. Prentice Hall.
- Lu, Hongfang y Tom Iseley (2018). Leakage detection techniques for oil and gas pipelines: State of the art. *Tunn. Undergr. Sp. Technol.* **98**(September 2019), 344–350.
- Macon, N. y A. Spitzbart (1958). Inverses of vandermonde matrices. *The American Mathematical Monthly* **65**(2), 95.
- MATLAB (2016). *version 9.0.0 (R2016a)*. The MathWorks Inc.. Natick, Massachusetts.
- Miletich, Steve (2019). Fbi joining criminal investigation into certification of boeing 737 max. Newspaper, Seattle Times.
- Mina, J. (2008). Aislamiento de fallas en modelos estructurados de componentes principales. Tesis de doctorado. Posgrado IngenierÃa UNAM.
- Moustafa, K.A. F., Y Kaik, S Alda y F. Omar (2012). Leak localization in pipelines via computatal pipeline monitoring. *Journal of Pressure Vessel Technology, ASME* **134**, 7 pages.
- Muenchhof, M., M. Beck y R. Isermann (2009). Fault tolerant actuators and drives-structures, fault detection principles and applications. *7th Ifac International Symposium on Fault Detection, Supervision and safety of Technical Processes*.
- Negrete, M. A. y C. Verde (2012). Multi-leaks reconstruction in pipelines by sliding mode observer. En: *8th IFAC Safeprocess2012*,.
- Nexos (2018). El problema de las fugas de agua en la ciudad de m\u00e9xico. "https://labrujula.nexos.com.mx/?p=2131".
- Pau, L. F. (1981). *Failure Diagnosis and Performance Monitoring*. Control and System Theory Series, Vol 11 Marcel Dekker, Inc, New York.
- Per\u00e9z, R., V. Puig, J. Pascual, J. Quevedo, E. Landeros y A. Peralta (2011). Methodology for lealeak isolation using pressure sensitivity analysis in water distribution networks. *Control Engineering Practice* **19**, 1157–1167.
- Pudar, B. R. S., A. Member y J. A. Liggett (1992). Leaks in pipe networks. *Journal of hydraulic engineering* **118**(7), 1031–1046.
- Reif, Konrad, Frank Sonnemann y Rolf Unbehauen (1998). An EKF-based nonlinear observer with a prescribed degree of stability. *Automatica* **34**(9), 1119–1123.
- Rojas, J. (2015). Detecci\u00f3n e identificaci\u00f3n de fallas secuenciales en ductos. Tesis de maestr\u00eda. Universidad Nacional Aut\u00f3noma de M\u00e9xico.
- Rojas, J., C. Verde, L. Torres y E. P\u00e9rez (2018). On-line head loss identificaci\u00f3n for monitoring of pipelines. En: *10th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes*.

- Rojas, J. y C. Verde (2020). Adaptive estimation of the hydraulic gradient for the location of multiple leaks in pipelines. *Control Engineering Practice*.
- Shields, D. y S. Daley (2001). Design of nonlinear observers for detecting faults in hydraulic subsea pipelines. *Control Engineering Practice* **9**, 297–311.
- Slotine, J.J.E. y W. Li (1991). *Applied Nonlinear Control*. Prentice-Hall International Editions. Prentice-Hall.
- Streeter, V. y E. B. Wylie (1978). *Fluid Transients*. McGraw-Hill International Book Co.
- Swamee, P. K. (1993). Design of a submarine oil pipeline. *Journal of Transportation Engineering* **119**(1), 159–170.
- Torres, L., C. Verde y J. Rojas (2019). Observer-based calibration of a power-law model for head loss in pipelines. *ISA Transactions, The Journal of Automation*.
- Torres, L., G. Besançon y C. Verde (2012a). Leak detection using parameter identification. En: *IFAC, SAFE-PROCESS: Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*. Vol. 8. pp. 910–915.
- Torres, L., G. Besançon y D. Georges (2012b). EKF-like observer with stability for a class of nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control* **57**, Issue **6**, 1570–1574.
- Venkatasubramanian, V, R Rengaswamy, R Yin y S Kavuri (2003a). A review of process fault detection and diagnosis: Part i: Quantitative model based methods. *Comput. Chem. Eng.* **27**, 293–311.
- Venkatasubramanian, V, R Rengaswamy, R Yin y S Kavuri (2003b). A review of process fault detection and diagnosis: Part ii: Qualitative model and search strategies. *Comput. Chem. Eng.* **27**, 313–326.
- Venkatasubramanian, V, R Rengaswamy, R Yin y S Kavuri (2003c). A review of process fault detection and diagnosis: Part iii: Process history-based methods. *Comput. Chem. Eng.* **27**, 326–346.
- Verde, C (2001). Multi-leak detection and isolation in fluid pipelines. *Control Engineering Practice* **9**, 673–682.
- Verde, C., G. Bornard y S. Gentil (2003). Isolability of multi-leaks in a pipeline. En: *Proceedings 4th Mathmod Vienna*.
- Verde, C., L. Molina y R. Carrera (2011). Practical issues of leak diagnosis in pipelines. En: *Proceedings of the 18th World Congress The International Federation of Automatic Control, Milano (Italy)*.
- Verde, C., N. Visairo y S. Gentil (2007). Two leaks isolation in a pipeline by transient response. *Applied Water Resources*, **30**, 1711–1721.
- Verde, C., S. Gentil y R. Morales (2012). *Monitoreo y Diagnóstico Automático de Fallas en Sistemas Dinámicos*. Trillas-UNAM.
- Verde, C., S. Gentil y R. Morales (2013). *Monitoreo y Diagnóstico Automático de Fallas en sistemas dinámicos*. Trillas-UNAM.
- Verde, C. y J. Rojas (2017). *Modeling and Monitoring of Pipelines and Networks*. Cap. Recursive Scheme for Sequential Leaks' Identifications, p. 134. Springer.
- Verde, C. y J.L. Rojas (2015). Iterative scheme for sequential leaks location. *IFAC-Papers OnLine*.

Verde, C. y L. Torres (2017). *Modeling and Monitoring of Pipelines and Networks*. Springer.

Walker, B. K. y Kuang-Yang Huang (1995). FDI by extended Kalman filter parameter estimation for an industrial actuator benchmark. *Control Engineering Practice* **3**(12), 1769–1774.

Willsky, A. S. y H. L. Jones (1976). A generalized likelihood ratio approach to the detection and estimation of jumps in linear systems. *IEEE Trans. Automatic Control* **21**, 108–121.

X. Zhang, T. Parisini y M. Polycarpou (2004). Adaptive fault-tolerant control of nonlinear uncertain systems: An information-based diagnostic approach. *IEEE- TAC* **49**(8), 1259–1274.

## A Planta piloto

La planta piloto utilizada para los experimentos está localizada en el Instituto de Ingeniería de la Universidad Nacional Autónoma de México, en la Figura A.1 se muestra el diseño y las características físicas del ducto. El material de la tubería es acero galvanizado grado 40, con una longitud total de 163.71 [m] entre los puntos (a) y (b). Los parámetros físicos se reportan en la tabla A.1.

La instalación física consiste en una configuración en espiral sobre el plano vertical, la parte baja es considerada la entrada del ducto, donde el fluido (agua) es suministrado por un par de bombas centrifugas. La salida del ducto se encuentra en la parte superior donde retorna el fluido al tanque de almacenamiento que tiene una capacidad máxima de 10 [m<sup>3</sup>].

Carrera (2019) reporta que las curvas en forma de U no modifican de forma considerable la longitud total del ducto siempre y cuando se consideren los cabezales piezométricos. El ducto cuenta con dos sensores de presión y dos sensores de flujo, un sensor de flujo y de presión instalados en la entrada del ducto y el otro par instalados en la salida del ducto. Los sensores están conectados físicamente a un PLC marca *Beckhoff* cuyo tiempo máximo de muestreo es de 100 [ms] entre muestras (tiempo utilizado en todos los experimentos mostrados).

La separación entre las bombas centrifugas y los sensores de la entrada es de  $L_b = 1.45$  [m], equivalente a casi 20 diámetros del ducto, lo cual fue diseñado de acuerdo con el manual hidráulico de Livelli (2010) para obtener un perfil de flujo completamente desarrollado. Una servo válvula (*SV*) está instalada en la salida del ducto para restringir el flujo si es necesario y 6 válvulas están disponibles para emular fugas sobre la tubería.

**Tabla A.1** Parámetros de la planta piloto

| Parámetros   |                            | Valores |
|--|----------------------------|---------|
| Diámetro interno del ducto                           | $D$ [m]                    | 0.076   |
| Longitud total del ducto                             | $L$ [m]                    | 163.715 |
| Aceleración gravitatoria                             | $g$ [m/s <sup>2</sup> ]    | 9.81    |
| Velocidad de la onda de presión                      | $b$ [m/s]                  | 1330    |
| Distancia entre las bombas y los sensores de entrada | $L_b$ [m]                  | 1.45    |
| Material del ducto                                   | Acero galvanizado grado 40 |         |

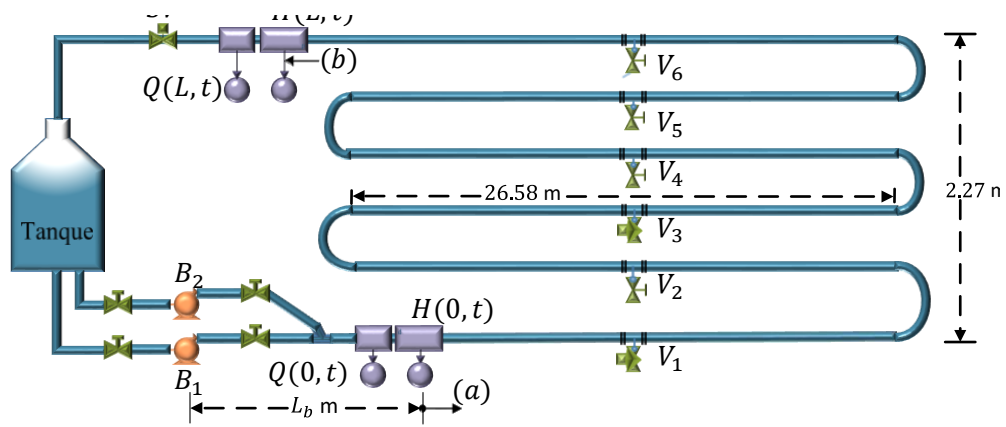


Fig A.1 Esquema de la planta piloto II-UNAM

## B Implementación en tiempo real

La implementación del esquema general de localización en tiempo real en el software (LabVIEW, 2016) orientado al monitoreo de sistemas SCADA se describe a grandes rasgos en este capítulo, se muestran las particularidades de cómo se transformó cada uno de los elementos que conforman al esquema y la presentación de los datos para el usuario.

El software *LabVIEW* está orientado para algoritmos iterativos en tiempo discreto con periodos de tiempo constante. A lo largo del trabajo, el desarrollo del esquema general de localización se realizó en tiempo continuo, pero se considera que también es posible realizar la implementación debido a que las dinámicas del fluido son relativamente lentas, y con un tiempo de muestreo (periodo del ciclo iterativo) 100 [ms] puede recuperarse la respuesta transitoria de los flujos cuando una fuga se presenta.

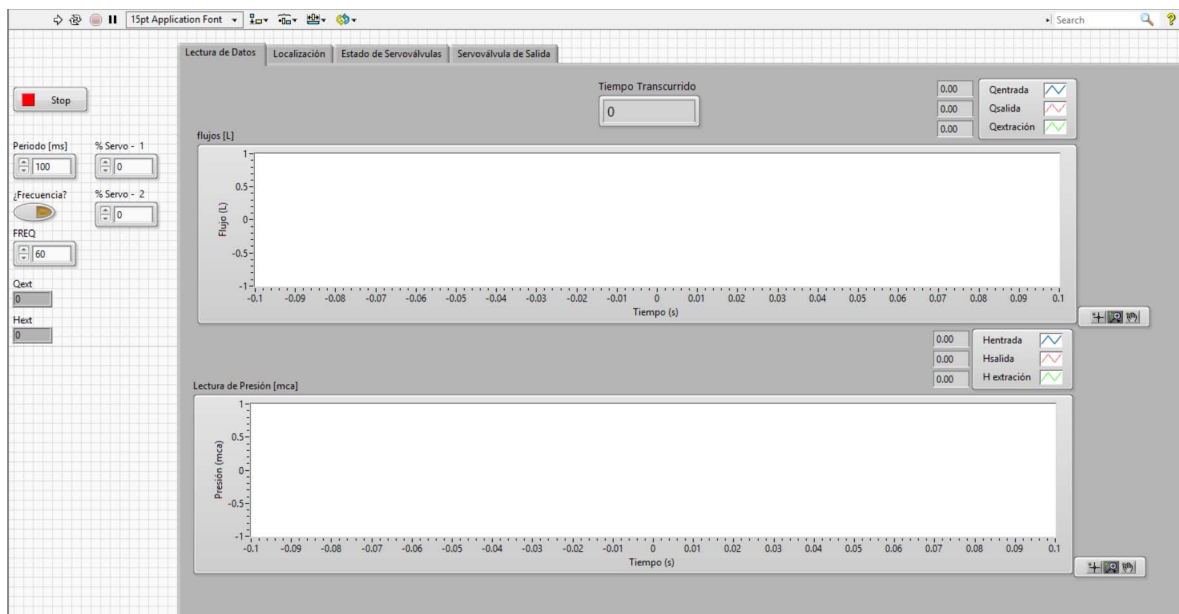


Fig B.1 Panel frontal

En la Figura B.1 se muestra el panel frontal del programa, en el panel se despliegan las variables medidas (presión y flujo) y también se pueden controlar la frecuencia de las bombas, apertura/cierre de las servo-válvulas V1 y V3, paro e inicio del programa. En la pestaña de localización se despliegan los parámetros estimados por el algoritmo de la localización las fugas presentes. El panel frontal es la única parte disponible para el operador y no es posible realizar cambios sobre el algoritmo en esta sección. La conexión entre los sensores y el software *LabVIEW* puede consultarse en Carrera (2019).



En la sección conocida como diagrama de bloques se programa la lógica del algoritmo y las entradas y salidas que provienen del panel frontal. En el caso de este trabajo una de las rutinas fundamentales es la programación de las ecuaciones diferenciales y la integración de las mismas, proceso que se utiliza en todos los estimadores. En la Figura B.2 se observan los bloques involucrados en proceso de integración y la programación de las ecuaciones diferenciales en un nodo de formular.

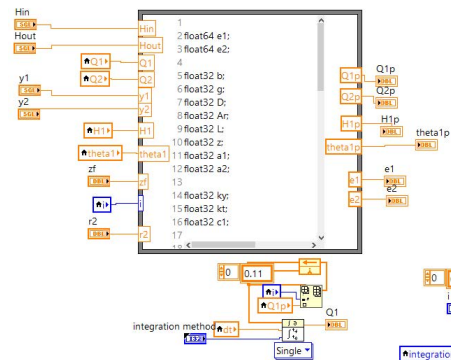


Fig B.2 Programación de una ecuación diferencial con su integrador

Cada estimador está conformado por un conjunto de ecuaciones diferenciales e integradores, y cada uno de ellos puede ser representado como un subsistema, como se muestra en los sub-VIs de la Figura B.3 que presenta dos de los tres estimadores involucrados en el esquema; se observa que ambos reciben información (señales medidas) y entregan los parámetros estimados y los errores calculados. El flujo de información entre ambos estimadores se presenta mediante variables locales.

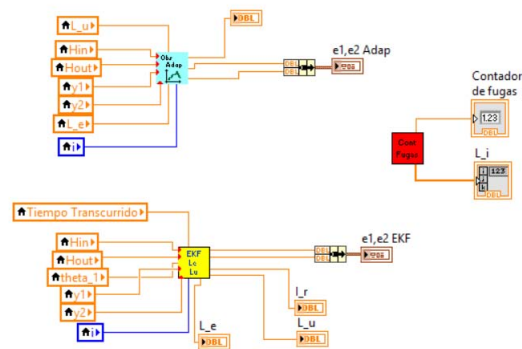


Fig B.3 Sub-VIs del estimador adaptable y equivalente

Finalmente se muestra una captura de pantalla del sistema funcionando, los resultados obtenidos son similares a los estimados con datos fuera de línea, los resultados fueron la pauta para tomar la decisión de patentar el sistema de detección de fallas secuenciales que se encuentra en proceso de aprobación.

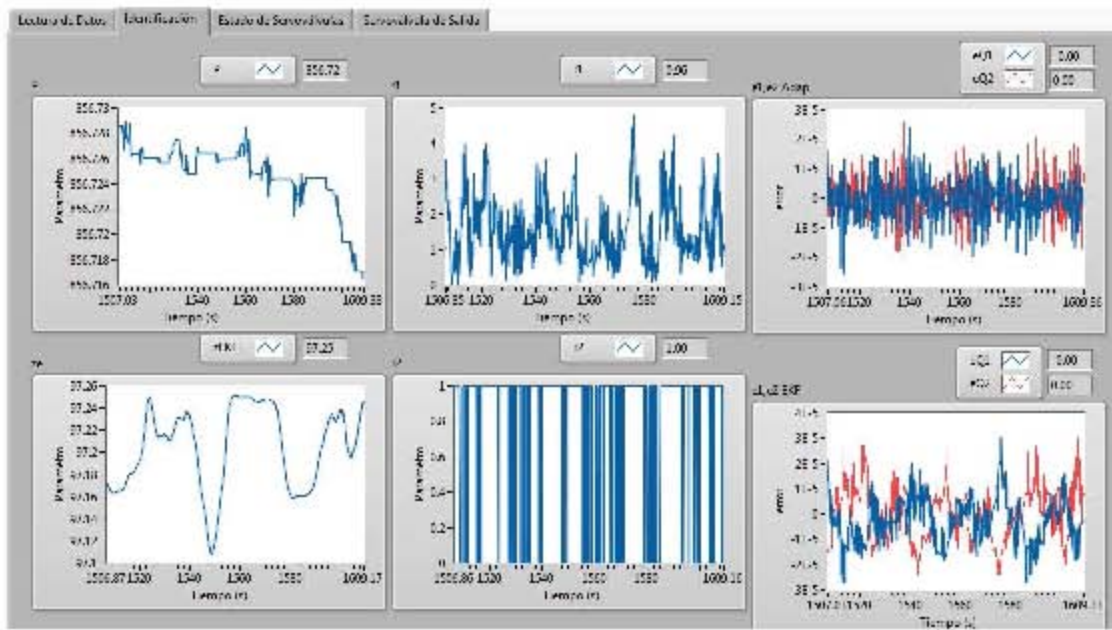


Fig B.4 Esquema general de localización en tiempo real