

Análisis de Redundancia para Diagnóstico de Fallas de una Planta Desalinizadora de Agua de Mar ^{*}

Pérez-Zuñiga Carlos Gustavo ^{*} Sotomayor-Moriano Javier ^{**}

^{*} Pontificia Universidad Católica del Perú, Av. Universitaria 1801, Lima, Perú (e-mail: gustavo.perez@pucp.pe).

^{**} Pontificia Universidad Católica del Perú, Av. Universitaria 1801, Lima, Perú (e-mail: jsotom@pucp.pe)

Resumen

El diagnóstico de fallas cumple un rol importante en los procesos tecnológicos, debido a la naturaleza física de sus componentes dichos procesos son susceptibles de falla. Las fallas que afectan el buen funcionamiento de estos procesos, pueden provocar desde una reducción en su desempeño, hasta considerables pérdidas materiales, daños ambientales e incluso pérdidas humanas. En este trabajo se realiza el estudio y selección de un modelo multivariable basado en funciones de transferencia de una planta desalinizadora de agua de mar mediante ósmosis inversa. El modelo seleccionado es llevado a ecuaciones analíticas para luego realizar un análisis estructural del proceso que permita identificar relaciones de redundancia analítica (*RRA*). Estas relaciones se determinan mediante el cálculo de conjuntos estructuralmente sobre-determinados mínimos (*MSO*) y de pruebas del conjunto de ecuaciones de soporte mínimas (*MTES*), estas últimas contienen redundancia específica para un determinado conjunto de fallas. Las soluciones obtenidas posibilitarán un diseño apropiado del sistema de diagnóstico de fallas de la planta objeto de estudio.

Palabras Claves : Ósmosis Inversa, Relaciones de Redundancia Analítica, Anlisis estructural.

1. INTRODUCCIÓN

Las plantas de desalinización de agua de mar (DAM) basadas en ósmosis inversa (OI) debido a sus condiciones estrictas de operación (calidad del agua tratada) e interacciones entre los componentes que contienen (incluyendo bombas de alta presión, membranas, sensores y actuadores) tienen un alto grado de susceptibilidad a fallas. En la actualidad, las plantas desalinizadoras basadas en métodos de OI son las más utilizadas gracias a que producen un tratamiento más eficiente del agua y generan un menor impacto ambiental, Bueros (2000).

Frecuentemente, para realizar la tarea de detección de fallas, los procesos tecnológicos cuentan con sistemas de monitoreo y alarmas que se activan cuando alguna de las variables monitoreadas supera determinados umbrales. Esta metodología presenta un inconveniente en los casos que la presencia de una sola falla activa varias alarmas, lo que dificulta la localización y aislamiento de una falla específica. Además, se basa en redundancia física, que consiste en el uso de componentes repetidos para realizar una misma tarea, lo que repercute en elevados gastos de implementación y mantenimiento.

Para enfrentar los problemas descritos, existen técnicas alternativas de detección de fallas. La redundancia analítica,

ca, puede lograr superar los resultados obtenidos por los métodos basados en redundancia física, sin embargo, requiere un conocimiento profundo del modelo matemático así como de las señales de entrada y salida del sistema. Estas técnicas forman parte de los métodos basados en modelos, Rosich et al. (2012).

El diagnóstico de fallas basado en modelos ha sido abordado de manera distinta y paralela por dos corrientes: la corriente FDI (Detección y Aislamiento de Fallas) y la comunidad DX (Dx es una abreviación de diagnóstico), la primera emplea técnicas de control automático, mientras que la segunda se relaciona con el campo de la computación y la inteligencia artificial. En este trabajo se aborda el diseño del sistema de diagnóstico de acuerdo a la metodología FDI, Blanke et al. (2006), que contempla elementos descritos en la Fig. 1.

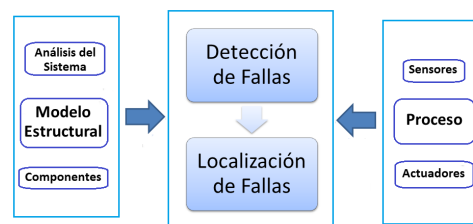


Figura 1. Elementos de un sistema de diagnóstico de fallas de acuerdo a la metodología FDI

^{*} Proyecto cofinanciado por el Fondo para la Investigación, Ciencia y Tecnología (FINCyT) y la Pontificia Universidad Católica del Perú. (PUCP).

2. DESCRIPCIÓN DE LA PLANTA

2.1 Ósmosis Inversa

El proceso de OI consiste en la transformación de una sustancia salada a una purificada. La cual se realiza mediante la separación del agua y la sal a través de la presión sobre el líquido. La presión necesaria para la OI depende de la cantidad de sólidos disueltos y del grado de desalinización que se quiera alcanzar. La inversión de energía en el proceso resulta en un aumento de entropía. Una planta utilizando el proceso de OI, requiere para su funcionamiento un volumen de hasta tres veces la cantidad del agua a producir, Thomson (2003).

La planta DAM mediante OI objeto de estudio, consta de una bomba de desplazamiento positivo de alta presión (superior a 80 bares) y de un permeador de 10.2 cm de diámetro, en la Fig. 2 se muestra un diagrama de los equipos y medidas contempladas. Posteriormente el agua salada pasa a través de filtros de 20 μm de apertura antes de pasar por la bomba de alta presión.

2.2 Descripción del proceso

El proceso de desalinización se encuentra ampliamente desarrollado en la literatura especializada, en Bueros (2000), se ofrece una revisión detallada de las etapas de desalación. En esta sección se realiza una descripción resumida del proceso. De acuerdo al diagrama de la Fig. 2, el agua de mar es en primer lugar pre-tratada para prevenir una mayor acumulación de desechos en la membrana, realizándose a su vez un monitoreo del pH de entrada. Luego de esta etapa el agua salada es impulsada a la membrana (permeadora) mediante una bomba de alta presión.

Debido a la alta presión, el chorro de agua se divide en dos componentes: agua pura que penetra a través las membranas y salmuera que es agua salada muy concentrada. El agua fluye directamente desde los permeadores en un tanque de almacenamiento, donde se ajusta el pH y se añaden ciertos minerales, Bueros (2000). La salmuera (a alta presión) es extinguida (Fig. 2) o en algunos casos se realimenta a un dispositivo de recuperación de energía (véase, Thomson (2003)).

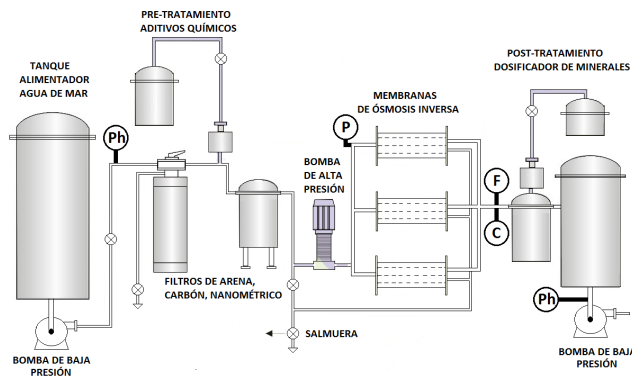


Figura 2. Diagrama esquemático de una planta de ósmosis inversa

Con el objetivo de optimizar el proceso de mantenimiento de las superficies de las membranas, se deberá realizar un

correcto tratamiento previo, el cual es de vital importancia en los procesos de OI. El agua debe estar pre-tratada para promover la precipitación de sales y para evitar el crecimiento microbiano en las membranas. Este tratamiento se realiza mediante varios tipos de filtrado fino, como por ejemplo de arena, de carbón, etc., y mediante la adición controlada de productos químicos que inhiban la precipitación y el crecimiento de microorganismos, Bueros (2000).

La bomba de alta presión, suministra la presión necesaria para que el agua pura pase a través de la membrana y la sal sea rechazada. El rango de presión utilizado normalmente para el agua salobre es de 15 a 25 bares y aumenta a un intervalo de 54 a 80 bares cuando se requiere desalinizar agua de mar.

El sistema de membranas está constituido por un recipiente a presión y varias unidades de membranas, las cuales deberán ser capaces de resistir la caída de presión indicada. Los tres tipos de membranas de OI más utilizadas en la actualidad son: las de acetato de celulosa de Loeb-Sourirajan, las de poliamida aromática y las membranas compuestas. Existen otros tipos de membranas menos convencionales, entre las que se encuentran las membranas formadas dinámicamente y las membranas de plasma polimerizado.

Finalmente, en la etapa de post-tratamiento se procede a estabilizar el agua y se verifican algunos elementos importantes para su distribución, Thomson (2003). Este proceso se realiza mediante la eliminación de gases como el sulfuro de hidrógeno, la adición de ciertos minerales y un ajuste del pH.

2.3 Modelos Experimentales

Dentro de la literatura científica se pueden encontrar numerosos modelos que describen este proceso (ver Alatiqi et al. (1989a), Assef et al. (1995), Riverol and Pilipovik (2005), Robertson et al. (1996), en estos últimos, el modelo es obtenido ajustando funciones de transferencia como se aprecia en los cuadros 1 y 2.

Todos los modelos mencionados presentan una topología similar, como se muestra en la Fig. 3: un cambio en la presión del flujo de alimentación genera alteraciones en el flujo y en la conductividad del permeable a la salida del proceso. Es importante considerar que el pH en el agua salada de alimentación tiene influencia exclusivamente en la conductividad del permeable.

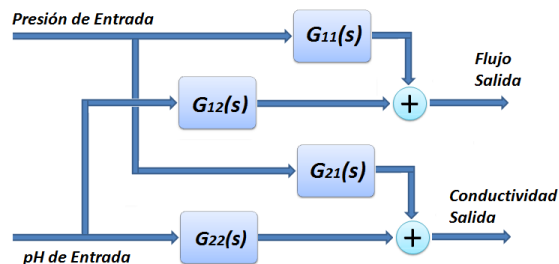


Figura 3. Diagrama de bloques de una planta de ósmosis inversa

Según datos experimentales obtenidos de la respuesta al escalón de la planta, en Alatiqi et al. (1989a) el modelo fue

obtenido mediante identificación de un modelo en tiempo discreto en el dominio Z para luego ser transformado al dominio S.

En los cuadros 1 y 2 se muestran las funciones de transferencia correspondientes a los modelos de Riverol and Pilipovik (2005) y Robertson et al. (1996).

Cuadro 1. Modelo 01, Riverol et al. (2005)

Presión	pH
$G_{11}(s) = \frac{0,0045(0,104s + 1)}{0,012s^2 + s + 1}$	$G_{12}(s) = 0$
$G_{21}(s) = \frac{-0,12s + 0,22}{0,01s^2 + 0,3s + 1}$	$G_{21}(s) = \frac{10(-3s+1)}{s^2+5s+1}$

Cuadro 2. Modelo 02, Robertson et al. (1996)

Presión	pH
$G_{11}(s) = \frac{0,002(0,056s + 1)}{0,012s^2 + s + 1}$	$G_{12}(s) = 0$
$G_{21}(s) = \frac{-0,51(0,35s + 1)}{0,213s^2 + 0,7s + 1}$	$G_{21}(s) = \frac{-57(0,32s+1)}{0,6s^2+1,8s+1}$

Tomando en cuenta que la concentración es directamente proporcional a la conductividad para una temperatura dada (no se ofrece mayor información sobre este parámetro en los trabajos mencionados) y comparando ambos modelos se encuentra que existe cierta similitud para el flujo F de salida, lo que no sucede con la conductividad Cp . En Gambier et al. (2007) se presenta un modelo dinámico del proceso de OI que es comparable cualitativamente con el modelo presentado en Robertson et al. (1996) por lo que se utiliza este modelo en el presente trabajo.

En las figura 4 y 5 se muestra la respuesta al escalón del modelo seleccionado, comparando las señales medidas con datos experimentales reales presentados en Alatiqi et al. (1989b).

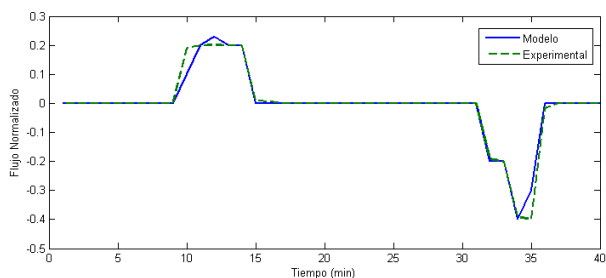


Figura 4. Flujo de salida del modelo vs. Flujo experimental para cambios en la presión de alimentación

2.4 Transformación del modelo experimental a ecuaciones analíticas

Con el objetivo de encontrar conjuntos de ecuaciones de prueba, las cuales serán utilizadas para construir pruebas de diagnóstico de fallas, en esta sección se describe un procedimiento para transformar un modelo basado en funciones de transferencia (modelo de acuerdo a Fig. 3 implementado en Matlab-Simulink) en ecuaciones analíticas y modelos estructurales. Con el objetivo de incrementar la eficiencia del diagnóstico de fallas a través de pruebas

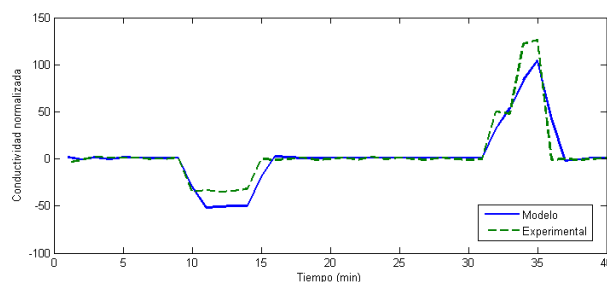


Figura 5. Conductividad de salida del modelo vs. Conductividad experimental también para cambios en la presión de alimentación

del conjunto de ecuaciones de soporte mínimas: *MTES*, Krysander et al. (2010), se incorpora al modelo información de las posibles fallas en los sensores y actuadores, esta información es conocida como modelo de fallas.

Adicionalmente, se describe un enfoque particular de algoritmos desarrollados recientemente para la transformación de modelos gráficos en ecuaciones analíticas con el objetivo de implementar un modelo estructural, Eriksson (2005). En primer lugar se introduce una forma de transformar un modelo de Simulink en ecuaciones analíticas. Luego, se describe la transformación de las ecuaciones analíticas de una planta de OI en un modelo estructural.

Todos los elementos internos del modelo del proceso de OI pueden ser considerados bloques de la forma $Y = f(X)$, donde el vector de salida Y es función del vector de entrada X , por lo que si se define una función f para cada componente del modelo es posible convertir al mismo en un sistema de ecuaciones analíticas, Eriksson (2005). En éste trabajo se desarrolló una biblioteca de definiciones que contiene las funciones analíticas para todos los tipos de bloques necesarios. El algoritmo 1 es una versión mejorada del algoritmo propuesto por Eriksson (2005) dado que considera la inclusión de fallas para las pruebas del conjunto de ecuaciones de soporte mínimas *MTES*, describiendo una lista de pasos suficientes para transformar el modelo en ecuaciones analíticas.

Algorithm 1 Definición de ecuaciones analíticas de un modelo S

1. Dado B el conjunto de todos los bloques y L el conjunto de todas las conexiones en el modelo S .
2. Asignar una variable para todas las conexiones desconocidas en L .
3. Dado $i = 1$ seleccionar un bloque $b_i \in B$.
4. Inicializar un vector de fallas $j = 1$.
5. Seleccionar las señales de entrada X y las señales de salida Y conectadas a b_i .
6. Generar una función analítica para b_i de la forma $Y = f(X)$.
7. Si existe una variable conocida (sensor o actuador) asignar una falla f_j y definir $j = j + 1$.
8. Si $|B| \neq i$ entonces $i = i + 1$ y regresar al paso 3, de otra forma salir.
9. Determinar un elemento crítico que requiera considerar una falla adicional.
10. Presentar la lista de ecuaciones analíticas del modelo.

En el cuadro 3, se presentan las ecuaciones analíticas que describen el proceso de ósmosis inversa analizado en este trabajo de acuerdo al algoritmo 1

Cuadro 3. Ecuaciones analíticas de la planta de OI

Restricciones	Componente	Descripción
r1:	Actuador P_{IN}	$x_1 = P_{IN} + f_1$
r2:	Actuador P_{IN}	$x_2 = P_{IN}$
r3:	Actuador pH_{IN}	$x_3 = pH_{IN} + f_2$
r4:	Sensor F_s	$F_s = x_4 + f_3$
r5:	Sensor C_s	$C_s = x_7 + f_4$
r6:	Función Transferencia G_{p11}	$x_4 = x_1 G_{p11}$
r7:	Función Transferencia G_{p21}	$x_5 = x_2 G_{p21}$
r8:	Función Transferencia G_{p22}	$x_6 = x_3 G_{p22}$
r9:	Acoplamiento A_c	$x_7 = x_5 + x_6 + f_5$

Donde: $C = \{c_1, c_2 \dots c_9\}$ es el conjunto de restricciones del proceso, $X = \{x_1, x_2 \dots x_7\}$ es el conjunto de variables desconocidas, $Z = \{P_{IN}, pH_{IN}, F_s, C_s\}$ es el conjunto de variables conocidas: Presión de alimentación, pH de alimentación, Flujo de salida y Conductividad de salida, $f = \{f_1, f_2 \dots f_5\}$ es el vector de fallas asociadas al proceso.

3. ANÁLISIS ESTRUCTURAL

Con el objetivo de analizar las posibilidades de diagnóstico de fallas en sistemas complejos, como es el caso de las plantas de OI, el uso de un modelo estructural es más apropiado que el modelo dinámico debido a que el modelo estructural solamente requiere conocer las variables que aparecen en cada restricción sin considerar parámetros específicos del proceso, Blanke et al. (2006).

Ese análisis se basa en la teoría de grafos para determinar eficientemente la monitoreabilidad, detectabilidad y aislabilidad de los sistemas, las cuales son características fundamentales para el diseño de Sistemas de Detección de Fallas.

La consideración principal es que cada componente se describe mediante una o varias restricciones. Por lo tanto, la violación de al menos una de ellas indica que este componente se encuentra en falla. Las propiedades estructurales de un modelo conducen a la obtención de residuos basados en redundancia analítica, que a su vez proporcionan condiciones suficientes para la existencia de alguna falla dentro de alguno de los componentes de un sistema y, por lo tanto, dan lugar a un conjunto de componentes posiblemente involucrados, Rosich et al. (2012).

Definición 1: Modelo: En este trabajo se considera un modelo M a un modelo estructural que describe el comportamiento de un sistema definido por $M(z, x)$ y que relaciona las variables conocidas $Z = \{z_1, z_2 \dots z_N\}$ con las variables desconocidas $X = \{x_1, x_2 \dots x_N\}$, las restricciones $r_i(z, x) \subseteq M(z, x), i = 1, \dots, n$ pueden ser expresados de forma: algebraica, en ecuaciones diferenciales, en ecuaciones de diferencia, reglas, etc. Como regla práctica se pueden considerar las siguientes consideraciones para asumir que un modelo está bien formulado, Blanke et al. (2006):

- Todas las restricciones en R son compatibles.
- Todas las restricciones en R son independientes.

Un modelo estructural de un sistema (R, X) es un gráfico bi-partido (R, X, ε) donde $\varepsilon \subset R \times X$ es un conjunto de bordes definido por: $(r_i, x_j) \in \varepsilon$ si la variable x_j aparece en la restricción r_i .

La matriz de incidencia de un gráfico bi-partido es la matriz que contiene las filas y columnas que representan el conjunto de restricciones y variables respectivamente. Cada borde $(r_i, x_j) \in \varepsilon$ es representado mediante $\{1\}$ en la intersección de la fila r_i y la columna x_j , Blanke et al. (2006). Para facilitar el análisis del emparejamiento del modelo, los vértices de X son representados por círculos, mientras que los vértices de C son representados por barras, como se observa en la Fig. 6

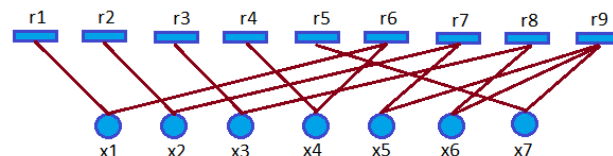


Figura 6. Gráfico bipartido del proceso de OI

En la Fig. 7 se muestra la matriz de incidencia para el proceso de desalinización de agua de mar de ósmosis inversa:

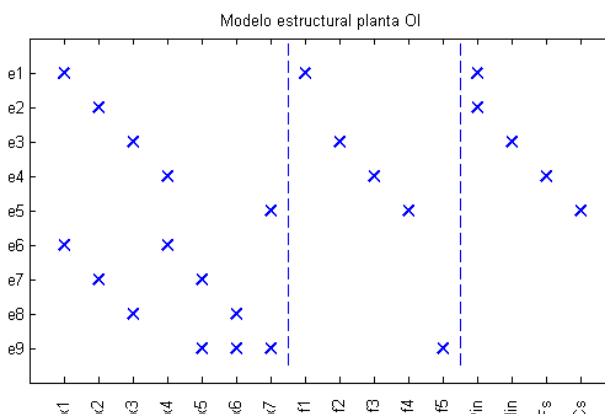


Figura 7. Modelo estructural de la planta de OI

Definición 2: Consistencia. Un Modelo $M(z, x)$ se considera consistente si dada una trayectoria de z , existe una trayectoria de x tal que las ecuaciones de $M(z, x)$ son satisfechas.

Definición 3: Relaciones de Redundancia Analítica: RRA para $M(z, x)$. Dado el modelo $M(z, x)$, una ecuación $r(z, z', z'', \dots) = 0$ es una RRA para $M(z, x)$ si para cada z consistente con $M(z, x)$, la ecuación es satisfecha.

Una RRA puede ser utilizada para diagnóstico si las variables medidas z son consistentes con el modelo y pueden ser usadas para la generación de residuos.

Definición 4: Generador de residuos para $M(z, x)$. Un sistema que toma un subconjunto de variables z como entradas y genera una señal escalar r es un generador de residuos para el modelo $M(z, x)$, si para todo z consistente con $M(z, x)$, se mantiene que $\lim_{t \rightarrow \infty} r(t) = 0$

3.1 Algoritmos estructurales para generación de residuos

Es posible analizar las propiedades estructurales de un sistema modelado $M(z, x)$ mediante la descomposición canónica de Dulmage Mendelson (DM). Esta descomposición resulta en la partición del modelo del proceso en tres partes: la estructuralmente sobre-determinada, representada por M^+ , donde existen más restricciones que variables desconocidas, la estructuralmente exactamente determinada, representada por M^0 y la estructuralmente sub-determinada representada por M^- , los conceptos siguientes formalizan las nociones de un conjunto de ecuaciones estructuralmente sobre-determinados (SO) y los conjuntos de ecuaciones propios estructuralmente sobre-determinados (PSO), Krysander et al. (2008)

Realizando la permutación de Dulmage Mendelson sobre la matriz de incidencia del sistema y reorganizando sus restricciones en función del vector de fallas del sistema, el modelo del sistema se transforma en:

vector	elementos
restricciones:	$\{r_1, r_3, r_4, r_5, r_9, r_2, r_7, r_8, r_6\}$
fallas:	$\{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5\}$
sr:	2
sm:	$[9 \times 7]$

Donde sr es la redundancia estructural y sm es la matriz de incidencia en el orden establecido por las restricciones.

Definición 5: (SO). Un conjunto M de restricciones es estructuralmente sobre-determinado (SO) si M tiene más ecuaciones que variables desconocidas.

Definición 6: (PSO). Un conjunto M de SO es propio estructuralmente sobre-determinado PSO si $M = M^+$

Un conjunto PSO es genéricamente un subsistema de testeo para diagnóstico, pero existe la posibilidad de que contenga menores subconjuntos de PSO que son también subsistemas de testeo. Los mínimos conjuntos de PSO , Krysander et al. (2008), conocidos como subconjuntos MSO son de especial interés debido a que permiten determinar la aislabilidad del sistema.

Definición 7: (MSO). Un conjunto SO es un conjunto estructuralmente sobre-determinado mínimo MSO si no contiene subconjuntos propios. Las RRA corresponden a conjuntos de $MSOs$ los cuales son conjuntos de ecuaciones con mas restricciones que variables desconocidas, Krysander et al. (2008).

En Krysander et al. (2008) se presenta un algoritmo eficiente para calcular los posibles MSO . Se debe considerar que el número de posibles conjuntos de MSO se incrementa exponencialmente con la redundancia presente en sistemas de gran cantidad de variables desconocidas. Los conjuntos de MSO que son utilizados para la construcción de generadores de residuos pueden tener una cobertura limitada cuando se consideran las fallas de verdadero interés en un sistema debido a que no tienen una relación directa con este vector.

En Krysander et al. (2010) se introduce el concepto de pruebas del conjunto de ecuaciones de soporte TES el cual es un conjunto de ecuaciones que expresan redundancia específica para un conjunto determinado de fallas. Cada

TES corresponde a un conjunto de fallas relacionado al generador de residuos construido para el TES . Este conjunto de fallas es conocido como prueba de soporte TS , de la misma forma que los MSO el conjunto de valores mínimos de TES se denomina $MTES$.

Definición 8: (TS). Dado un modelo M y un conjunto de fallas F , un subconjunto de fallas $\zeta \subseteq F$ es un TS si existe un conjunto $PSO M' \subseteq M$ tal que $F(M) = \zeta$.

Definición 9: (MTS). Un TS es un mínimo TS : MTS , si no existen subconjuntos propios que sean TS .

Definición 10: (TES). Un conjunto de restricciones M es un TES si M es un conjunto $PSO F(M) \neq \emptyset$ y para otro $M' \not\subseteq M$ donde M' es un PSO y se asume que $F(M') \not\subseteq F(M)$

Definición 11: (MTES). Un TES de M es un TES mínimo: $MTES$ si no existen subconjuntos de M que sean TES .

Un conjunto MSO o un $MTES$ significa la presencia de redundancia estructural que puede ser utilizada para realizar chequeos de consistencia para algún componente del sistema. El correspondiente MTS representa las fallas que pueden ser detectadas con el chequeo de consistencia. Los MTS caracterizan la máxima posibilidad de aislamiento de fallas. De la misma forma, un generador de residuos se puede derivar analíticamente de los $MTES$ en función de las restricciones de causalidad de las ecuaciones involucradas en el sistema.

Para poder calcular los conjuntos de MSO y con mayor interés los conjuntos de TES se implementaron los algoritmos presentados en Krysander et al. (2008) y en Krysander et al. (2010), en el algoritmo 2 se implementa la búsqueda de $MTES$.

Ejecutando los algoritmos sobre el modelo estructural de la planta objeto de estudio, se encontraron los siguientes resultados:

MSO:

vector	elementos
PSOs:	$\{ [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7 \ 8 \ 9] \ [2 \ 3 \ 5 \ 7 \ 8 \ 9] \ [6 \ 4 \ 1] \}$
MSOs:	$\{ [2 \ 3 \ 5 \ 7 \ 8 \ 9] \ [6 \ 4 \ 1] \}$

TES:

vector	elementos
restricciones:	$\{ [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7 \ 8 \ 9] \ [2 \ 3 \ 5 \ 7 \ 8 \ 9] \ [1 \ 4 \ 6] \}$
fallas:	$\{ [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5] \ [2 \ 4 \ 5] \ [1 \ 3] \}$
sr:	$\{ [2 \ 1 \ 1] \}$

MTES

vector	elementos
restricciones:	$\{ [2 \ 3 \ 5 \ 7 \ 8 \ 9] \ [1 \ 4 \ 6] \}$
fallas:	$\{ [2 \ 4 \ 5] \ [1 \ 3] \}$
sr:	$\{ [1 \ 1] \}$

De los resultados obtenidos se observa que para una generación de residuos para las fallas $f = \{f_2, f_4, f_5\}$ se cuenta con el conjunto de restricciones $r = \{r_2, r_3, r_5, r_7, r_8, r_9\}$ con una redundancia estructural mayor a cero, de la misma forma, para las fallas $f = \{f_1, f_3\}$ se cuenta con el conjunto

Algorithm 2 Cálculo de MTES

```

1: function S=MTES(M,R)
2:   S = 0
3:   M = {{e} | e ∈ M+}
4:   if F(M) ≠ 0 then
5:     S = FindMTES(M, M);
6:   end if
7: end function
8:
9: function S=FindMTES(M,R)
10:  Selección un E ∈ M de forma que F(E) ≠ 0
11:  if ef ∈ ∪E'∈[E]E' for all f ∈ F(M) then
12:    S = {∪E∈ME};
13:  else
14:    R' = 0; M' = M;
15:    while F(R) ≠ 0 do
16:      Seleccionar un E ∈ R tal que F(E) ≠ 0
17:      M' = (M' \ [E]) ∪ {∪E'∈[E]E'};
18:      if [E] ⊆ R then
19:        R' = R' ∪ {∪E'∈[E]E'};
20:      end if
21:      R = R \ [E];
22:    end while
23:    S = 0
24:    while R' ≠ 0 do           ▷ Llamadas recursivas
25:      Select an E ∈ R'
26:      R' = R' \ {E};
27:      S = S ∪ FindMTES(M' \ {E}, R' ∪ R);
28:    end while
29:  end if
30: end function
    
```

de restricciones $r = \{r_1, r_4, r_6\}$. Con esta información se desarrolla el diseño del diagnosticador de fallas fuera de línea basado en análisis de redundancia analítica y se cuenta con la información necesaria para implementar el sistema de detección de fallas en línea para el proceso de OI de acuerdo al diagrama de la Fig. 8.

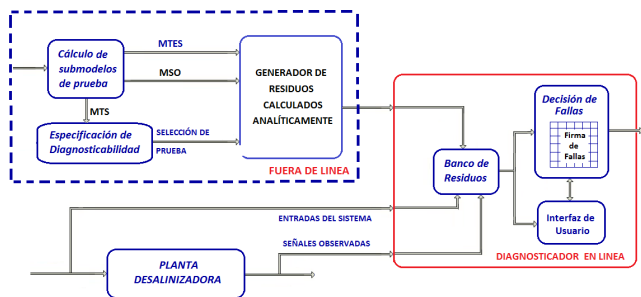


Figura 8. Implementación del Sistema de Detección de Fallas para la planta de OI

4. CONCLUSIONES

Se realizó un estudio comparativo (partiendo de trabajos revisados), basado en datos experimentales y modelos dinámicos que permitió seleccionar un modelo basado en funciones de transferencia.

Se aplicó un algoritmo perfeccionado al modelo seleccionado, de donde se dedujeron nuevas ecuaciones analíticas. Esto último, posibilita la incorporación de fallas en las variables conocidas y en los elementos críticos.

Las ecuaciones analíticas obtenidas, permitieron desarrollar un análisis estructural con el objetivo de encontrar un modelo estructural del proceso que permita realizar un análisis de redundancia a través del cálculo de conjuntos estructuralmente sobre-determinados mínimos (MSO) y pruebas del conjunto de ecuaciones de soporte mínimas (MTES) que incorporan las fallas modeladas, para el diseño del Sistema de Detección de Fallas de una planta de DAM mediante OI.

Como siguiente etapa, se realizará un análisis estructural de un modelo dinámico basado en ecuaciones diferenciales del proceso para enriquecer el modelo estructural y adicionar mayores elementos de posible falla al sistema.

REFERENCIAS

Alatqi, I., Ghabris, A., and Ebrahim, S. (1989a). Measurement and control in reverse osmosis desalination. *Desalination*, 75, 119140.

Alatqi, I.M., Ghabris, A.H., and Ebrahbn, S. (1989b). System identification and control of reverse of osmosis desalination. *Desalination*, 75.

Assef, J.Z., Watters, J.C., Desphande, P.B., and Alatqi, I.M. (1995). Advanced control of a reverse osmosis desalination unit. proc. *International Desalination Association (IDA) World Congress, Vol. V, 174-188, Abu Dhabi*.

Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J., and Staroswiecki, M. (2006). *Diagnosis and Fault-Tolerant Control*. Springer.

Buros, O.K. (2000). The abcs of desalting. *International Desalination Association, Topsfield, Massachusetts, USA*.

Eriksson, L. (2005). *Structural Algorithms for Diagnostic System Design Using Simulink Models*. Master's thesis, Link opings universitet.

Gambier, A., Krasnik, A., and Badreddin, E. (2007). Dynamic modeling of a simple reverse osmosis desalination plant for advanced control purposes. *Proceedings of the 2007 American Control Conference*.

Krysander, M., Aslund, J., and Frisk, E. (2010). A structural algorithm for finding testable sub-models and multiple fault isolability analysis. *21st International Workshop on the Principles of Diagnosis*.

Krysander, M., slund, J., and Nyberg, M. (2008). An efficient algorithm for finding minimal overconstrained subsystems for model-based diagnosis. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, VOL. 38*.

Riverol, C. and Pilipovik, V. (2005). Mathematical modeling of perfect decoupled control system and its application: A reverse osmosis desalination industrial-scale unit. *Journal of Automated Methods and Management in Chemistry*, 50-54.

Robertson, M.W., Watters, J.C., Desphande, P.B., Assef, J.Z., and Alatqi, I. (1996). Model based control for reverse osmosis desalination processes. *Desalination*, 104, 59-68.

Rosich, A., Frisk, E., Aslund, J., Sarrate, R., and Nejari, F. (2012). Fault diagnosis based on causal computations. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*.

Thomson, M.A. (2003). *Reverse-osmosis desalination of seawater powered by photovoltaics without batteries*. Ph.D. thesis, Loughborough University.