

Adequate Sensor Placement Method to Ensure Diagnosability in Interpreted Petri Net

D. Valencia, Doyra Mariela Muñoz-Añasco, F. Enríquez

Abstract— At the industrial level detect and compensate faults in the plant is important, to avoid irreparable damage and the increase of unproductive time, being necessary that the equipment has adequate sensors and the plant's model analyzes the full operation of the system, among other requirements, to obtain under simulation the missing characteristics to diagnose faults. This paper works with the number of sensors in plant to reach diagnosability, for this the modelling is related with the acquired signals from the plant, it begins with an input/output identification method modelling by interpreted Petri net, then diagnosability general characteristics was determined, mathematically interrelated; and a sensor placement method for diagnosability was established. It uses matrix analysis to evaluate event-detectability and observability. The sensor placement method establishes the plant operation points where additional sensors are needed; this process is explained with a simulation example. The investigation result is a minimal sensor set that makes the plant diagnosable, avoiding sensors redundancy and reducing related costs.

Index Terms— Diagnosability, Fault detection, Modelling, Interpreted Petri Nets, Sensors.

I. INTRODUCCIÓN

En la industria siempre creciente, se evidencia la necesidad de utilizar herramientas eficientes y precisas para determinar la ocurrencia de fallos con el objeto de evitar gastos inesperados y tiempos improductivos por daños o un procedimiento erróneo. El fallo se entiende como una desviación del sistema de su comportamiento normal, inevitable y en algunos casos irreversible. El detectar, aislar e identificar un fallo se conoce como diagnóstico [1]; sin embargo, antes de realizar cualquier acción de diagnóstico sobre una planta industrial, se requiere que cada ocurrencia de fallo dirija a observaciones distintas y suficientes para habilitar una única identificación en un intervalo finito de tiempo. A esta característica del modelo se le denomina Diagnosticabilidad [2]. Los requisitos necesarios para la diagnosticabilidad [3], son dos: el primero es que el modelo tenga todos los estados deseados y de fallo del sistema; el segundo es la posibilidad de observar todos esos estados de alguna forma física [4]. Las redes de Petri (PN) proporcionan un modelo compacto no enumerativo del espacio de estados de un sistema, en particular las redes de Petri interpretadas (IPN) basadas en señales,

añaden a una PN generalizada, información adicional del sistema para su mayor comprensión. Algunos problemas como la diagnosticabilidad, es decir, la capacidad de un modelo para establecer que ha ocurrido un fallo [5], son resueltos eficientemente a partir de la IPNs.

El problema de diagnosticabilidad en sistemas de eventos discretos (Discret Event Systems - DES), ha sido ampliamente estudiado por diferentes investigadores. Para garantizar diagnosticabilidad en un sistema, éste debe ser evento detectable, debe ser capaz de determinar el estado actual y los estados posteriores después de la observación de un número finito de eventos y por otro lado debe ser observable. Un aspecto a tener en cuenta en este problema, es el establecer en qué lugares de la IPN ubicar los sensores para que pueda ser diagnosticable [6], y ya que todo sensor tiene un costo asociado no se debe exceder su cantidad, lo cual implica un número preciso de sensores que se deben tener en la planta [7].

La ubicación de sensores en DES ha sido tratada bajo el formalismo de autómatas finitos en [8][9], pero cuando se resuelven problemas de selección de sensores con modelos de autómatas, la elección puede hacer observable un evento no observable, ya que las etiquetas están asociadas con eventos, no con transiciones [7]; por lo que las IPN ofrecen ventajas frente a los autómatas. Bajo el formalismo de redes de Petri existen algunos resultados relacionados con la ubicación de sensores con el objeto de verificar la observabilidad estructural [10] [11]; para verificar diagnosticabilidad en [7] proponen un método basado en IPN limitadas y no limitadas, a partir de una IPN no diagnosticable del sistema, el método busca una nueva función de etiquetado para hacer el sistema diagnosticable, el cual se basa en la noción de verificador de red y en una serie de reglas de reetiquetado para eliminar rutas en el gráfico de alcanzabilidad del verificador. La aplicación de este enfoque está limitada en situaciones prácticas por el hecho de que el número de marcas alcanzables aumenta exponencialmente con el tamaño de la red [12]. Por otro lado, para verificar la K-diagnosticabilidad (garantizar que los fallos son diagnosticados en K observaciones después de su ocurrencia) [12][13], se selecciona entre un conjunto de soluciones del problema de asignación de sensores mediante programación lineal entera, la que lleve al valor más pequeño de K para que el sistema sea diagnosticable. Este enfoque, aunque evita la construcción del gráfico de alcanzabilidad, tiene alto costo computacional al resolver problemas de IPL en sistemas de gran escala. Otra aplicación de las redes de Petri para ubicación de sensores se da a partir de redes de Petri temporizadas continuas con el objeto de verificar distinguibilidad en sistemas lineales conmutados (SLS), sistemas que están compuestos por familia de sistemas lineales (LS) [14] [15], los cuales no son objeto de estudio.

Submitted for review in May 28 2020. This work was supported by Universidad del Cauca

D. Valencia, Universidad del Cauca, Popayán, Cauca, Colombia, danielvalencia@unicauca.edu.co.

Doyra Mariela Muñoz-Añasco, Universidad del Cauca, Popayán, Cauca, Colombia, mamunoz@unicauca.edu.co.

F. Enríquez, Universidad del Cauca, Popayán, Cauca, Colombia, enriquezfran@unicauca.edu.co.

En el presente artículo se aborda el problema de selección de sensores para verificar diagnosticabilidad en DES modelados como IPNs, a partir de una estructura algebraica que evita la generación de diagramas de estados que no son fácilmente manejables en sistemas de gran escala y tampoco se utiliza métodos de optimización que tienen costos de computación elevados. La estructura del artículo está conformada por: Conceptos básicos, donde se describe las bases teóricas utilizadas para la construcción del método de ubicación de sensores; Desarrollo propuesto, compuesto por la relación de diagnosticabilidad y el método de ubicación de sensores, en la sección de Resultados se presenta la aplicación del método a un sistema de manufactura con su respectivo análisis, cerrando el documento con las conclusiones.

II. CONCEPTOS BÁSICOS

A. Formalismo de Modelado

Para detectar y aislar los fallos en un sistema es necesario un modelo de este, bien sea desde el punto de vista estocástico o determinista. En esta investigación son de interés los sistemas deterministas, los cuales se pueden representar de forma continua o discreta. Dentro de los sistemas discretos se encuentran los conducidos por eventos, los cuales analizan la evolución del sistema por transiciones de estados (conjunto de situaciones del sistema sujeta a cambios entre sí) relacionados a diferentes eventos (acontecimiento que genera cambios sobre el sistema) [16]. Existen distintos formalismos DES para representar plantas industriales, uno de ellos son las redes de Petri [17]. De forma general una red de Petri N se representa como (1):

$$N = (P, TR, Pre, Post, M_o) \quad (1)$$

Donde P es el conjunto de lugares de cardinalidad n_p , TR es el conjunto de transiciones de cardinalidad n_{tr} , Pre es la matriz de incidencia previa de los pesos de los arcos que asocian lugares con transiciones ($P \times TR$), $Post$ es la matriz de incidencia posterior de los pesos de los arcos que asocian transiciones con lugares ($TR \times P$), M es la función de marcado ($M: P \rightarrow \mathbb{N}$), indica el número de marcas de cada lugar (M_o , marcado inicial).

En el presente trabajo se utiliza una extensión de las PN, denominadas redes de Petri interpretadas. Una IPN denominada Q (2), asocia los elementos del modelo, con acciones que realmente pasan en la planta industrial, por lo que queda completamente definida [17].

$$Q = (N, E, \lambda, \varphi) \quad (2)$$

Donde N es una red de Petri, E es el conjunto de eventos asociados al sistema, λ es la función de etiquetado que relaciona los eventos del sistema con las transiciones de la red de Petri ($\lambda: TR \rightarrow E$), φ es la matriz de mapeo de salidas observables, que establece un subconjunto de q lugares observables a partir del conjunto global de n -lugares ($y_k = \varphi M_k; \varphi(q \times n)$), el subconjunto q puede ser asociado a los sensores en planta ($\varphi(s_r \times n)$).

La función de etiquetado sobre transiciones y la matriz de

mapeo de salidas observables, se establecen a partir de características de distribución de instrumentos de la planta.

B. Identificación de un DES

La identificación de un DES, tiene la misma connotación que en sistemas de tiempo continuo, es decir, a partir de un conjunto de señales de entrada / salida de un sistema hallar un modelo que lo represente bajo un formalismo determinado. En el presente artículo se toma como referencia para realizar el proceso de identificación el propuesto en [18], el cual es definido como identificación de caja negra por medio de señales entrada-salida [19]; donde se efectúan observaciones sobre el sistema en lazo cerrado (planta-controlador) en sus ciclos de operación [18], para posteriormente obtener su representación en el formalismo de IPN.

El método plantea que el sistema opera en lazo cerrado, realizando secuencialmente tres acciones: Lectura de sensores, Ejecución del programa de operación y Escritura de los actuadores. En cada ciclo de observación, con los valores de entrada (I) (señales de sensor) y de salida (O) (señales de actuador) se construyen los vectores columna I/O, cada vez que se generen cambios en el sistema. Todos estos vectores I/O secuenciales conforman la matriz de observación del sistema.

Para analizar la evolución del sistema, se calculan todas las diferencias entre parejas de vectores consecutivos, obteniendo los vectores de eventos de entrada (EI) y salida (EO) que se relacionan con las transiciones del sistema. Existen tres observaciones posibles: $EI(k) \neq 0$ y $EO(k) \neq 0$, un cambio de señales de sensor genera un cambio en los actuadores; $EI(k) \neq 0$ y $EO(k) = 0$, el cambio de entrada observada genera una salida observable en ciclos posteriores, no genera cambios de salida o es un cambio de estado no observable; la última combinación es $EI(k) = 0$ y $EO(k) \neq 0$, el cambio de salida ha sido generado por un cambio de entrada de un ciclo antecesor, por un comportamiento programado o por un fallo.

En este método se asume que se ha observado toda la información posible del sistema, por lo que el respectivo conjunto de vectores de eventos es la secuencia de todas las posibles transiciones de la IPN, siendo el lenguaje del sistema. La construcción de la IPN a partir del método de identificación con el lenguaje del sistema tiene como principios:

1. Determinación de posición: Entre dos transiciones de la secuencia observada (iguales o diferentes) debe existir un lugar que las relacione.
2. Concurrencia: Si sobre el lenguaje observado existe de forma reiterativa una cadena de dos o más transiciones iguales, éstas deben tener el mismo conjunto de lugares.
3. Causalidad: La consecución de los distintos lugares y transiciones se desarrolla para obtener el lenguaje generado y otros posibles sub-lenguajes.

C. Evaluación de Diagnosticabilidad

Las distintas investigaciones relacionadas al diagnóstico y diagnosticabilidad de DES, parten de la estructura clásica planteada para autómatas [1]; evidenciando de forma global dos requisitos: primero que el modelo diagnosticador DES a evaluar sea determinista, y segundo que todos los eventos del sistema

sean diferenciables entre sí, con algunas excepciones [20]. Centrándose en IPNs, las dos condiciones para la diagnosticabilidad [21], quedan formuladas de la siguiente forma:

Evento – Detectabilidad esta característica determina que los eventos asociados a un sistema deben ser diferenciables entre sí, por lo que dos transiciones no pueden tener el mismo etiquetado para llegar a dos o más lugares distintos [22]; es decir, la IPN debe ser determinista, ya que una función de marcado habilita un determinado conjunto de transiciones que conducen a un único lugar, por lo que en el proceso de identificación de un sistema real en una IPN, se deben tener datos suficientes para distinguir todos los componentes del conjunto de eventos.

La condición para cumplir la evento - detectabilidad respecto a un conjunto de sensores predeterminado, ha sido presentada en investigaciones anteriores [17], con la ayuda de la matriz de incidencia ($C =: C_{P,TR}$) y la matriz de mapeo de salidas observables ($\varphi =: \varphi_{SR,P}$), donde la primera asocia las transiciones (TR) con los lugares (P) y la segunda los lugares y los sensores (SR) del sistema (3):

$$\varphi_{SR,P} x C_{P,TR} =: (\varphi C) \quad (3)$$

La matriz resultante que asocia transiciones con sensores (φC), debe cumplir que cada una de sus columnas sea distinta de cero y que estas columnas sean diferentes entre sí, para que el sistema sea evento- detectable.

La segunda condición es la observabilidad; una IPN es observable, si cada uno de los estados, observables y no observables, tiene una secuencia de transición fija para llegar a él [15], a su vez con la información de entrada y salida de la IPN se obtiene el marcado de activación inicial. Esto implica diferenciar los lugares a partir de las posibles trayectorias que conduzcan a ellos.

Las condiciones de observabilidad sobre IPN para un determinado conjunto de sensores se evalúa por métodos computacionales, tales como algoritmos genéticos [10] y programación lineal entera [24], necesitando información no solo sobre la IPN, sino también del sistema identificado (ubicación de sensores, señales deseadas y posibles perturbaciones).

III. DESARROLLO PROPUESTO

En esta sección se presenta los aportes de la investigación, los cuales parten de emplear los conceptos de la sección II, la estructura de una IPN, y un conjunto de espacios operacionales derivados de los espacios vectoriales en R^2 , como una propuesta para determinar el número de sensores y su ubicación en una planta industrial para que su modelo correspondiente sea diagnosticable. Para ello se analiza la evento–detectabilidad y la observabilidad, sobre las matrices de inspección sobre transiciones (\forall) y lugares (ψ), que se obtienen a partir de la identificación con las señales I/O del sistema y el manejo matricial, respectivamente. Esto es posible, por una interrelación matemática de correspondencia establecida entre

la evento - detectabilidad y la observabilidad. El aporte principal de la presente investigación es en un método de ubicación de sensores para asegurar diagnosticabilidad, en función de la distinguibilidad y diferenciables de las matrices \forall y ψ . A continuación, se describen dichos pasos.

A. Extracción de las Características del Sistema

El modelo de la planta industrial analizado se obtiene por la identificación de caja negra explicada en la sección II.B. Se iniciará con la matriz de eventos, obtenida de todas las posibles observaciones en la identificación del sistema, que asocia los eventos secuenciales del sistema con la secuencia de transiciones de la IPN. Inicialmente, se dejarán las columnas diferentes de la matriz de eventos (si un evento se repite, su columna desaparece evitando información redundante del sistema), obteniendo el conjunto de transiciones del sistema. Luego, se extrae sólo la submatriz que asocia los eventos con las señales de salida (eventos de salida), ya que los eventos de entrada se determinan por las acciones del controlador. De esta manera, se obtiene automáticamente la matriz de inspección sobre transiciones (\forall), relacionando la ubicación de los sensores en planta con las transiciones del modelo identificado; y en la cual se verifica la evento - detectabilidad (sección II.C).

Para que un sistema sea evento-detectable se evalúa sobre la matriz de inspección de transiciones, las condiciones de que todas sus columnas sean diferentes entre sí y que sean distintas a una columna de ceros; la interpretación de evento-detectabilidad en función de la identificación usada indica que el sistema debe contar con los sensores suficientes para diferenciar todas las posibles transiciones que se presenten; mediante la dinámica que se registra en la comparación secuencial de observaciones, cada sensor dará información de activación (valor de 1), inactividad (valor de 0) o desactivación (valor de -1) en los vectores de eventos de salida. Ya que la matriz de inspección sobre transiciones se obtiene de forma directa en la identificación del sistema, se logra verificar la primera característica para diagnosticabilidad.

Respecto a la observabilidad, al tener los lugares un etiquetado fijo, para evaluar si la IPN obtenida diferencia cada lugar, se plantea relacionar la matriz transpuesta de incidencia (C^T) con la matriz de inspección sobre transiciones (\forall), dando como resultado la matriz de inspección sobre lugares (ψ), esta última relaciona los estados observados en la identificación con los sensores disponibles en la planta, verificando la observabilidad del sistema sobre ψ con las mismas condiciones evaluadas en \forall .

Cabe resaltar que las matrices \forall y ψ brindan la misma información que φC y φ , excepto que las matrices de inspección no se establecen por conocimiento de un experto o criterios individuales, sino por identificación directa del funcionamiento de la planta industrial de interés.

B. Proposición Matemática

La fundamentación de la proposición matemática contempla subespacios vectoriales del espacio euclídeo tridimensional R^3 ; los cuales relacionan dos tipos de propiedades creando un conjunto de elementos con características comunes entre sí.

Como ejemplo se puede tomar el eje X, el eje Y y el eje Z, definidos en R^1 , al realizar los productos cartesianos $R_x \times R_y$, $R_y \times R_z$ y $R_x \times R_z$, se obtienen los espacios bidimensionales (R^2_{XY} , R^2_{YZ} y R^2_{XZ}).

En esta investigación, siguiendo la analogía anterior, los componentes de formación (ejes) en las IPN son: el conjunto de transiciones relacionados a los eventos de cualquier planta, el conjunto de lugares relacionados a todos los posibles estados de funcionamiento de cualquier planta y el conjunto de todos los posibles sensores, que se pueden colocar en una planta. Las combinaciones entre pares de elementos dan tres posibles espacios de operación, el espacio de transiciones-sensores, lugares-sensores y transiciones-lugares; este último espacio es toda posible red de Petri, algunas manifestaciones de los dos primeros espacios son las funciones de etiquetado y la matriz de mapeo de salidas observables de la IPN de una planta, pero su manifestación más amplia es la evento-detectabilidad y la observabilidad en las IPN.

Así mismo, al considerar que toda matriz en R^2 (no singular) puede interpretarse como una transformación lineal, entonces es posible mediante ellas, proyectar conjuntos del plano R^2_{XY} al plano R^2_{YZ} o R^2_{XZ} ; realizando mediciones con las mismas técnicas matemáticas sobre características cuantificables similares. Por lo tanto, en los espacios de operación es posible evaluar criterios propios de cada espacio, bajo técnicas similares. Para la presente investigación, significa utilizar las mismas condiciones de evento-detectabilidad, en la matriz de inspección sobre lugares para comprobar observabilidad debido a la correspondencia entre los espacios de operación [25], existente entre el espacio de operación de sensores-transiciones y el espacio de sensores-lugares. Dicha correspondencia tiene lugar dado que la matriz C^T actúa como una transformación lineal [26], ya que brinda información estable del sistema, y la dinámica dependerá de la variación de las señales de sensores, partiendo de que la existencia de lugares generados está asociada a todos los estados posibles del sistema real (4):

$$\forall_{SR,TR} \chi C^T_{TR,P} = \psi_{SR,P} \quad (4)$$

Para el desarrollo de la presente investigación se considera la matriz de incidencia y su traspuesta (C y C^T) como transformaciones lineales para pasar entre elementos del espacio de observabilidad DES (SO) y de evento-detectabilidad DES (SE). Por la multiplicación de matrices es fácil ver que C y C^T no necesariamente son isomorfismos [27]; en la multiplicación de un caso particular de sus representaciones es posible obtener el mismo resultado en el SO con distintos elementos del SE o viceversa, por ende no son transformaciones lineales inyectivas. Esto indica que la validación de parámetros de un espacio no implica la existencia de los parámetros correspondientes al otro, ambos espacios existen independientemente; pero al existir las dos transformaciones lineales para relacionar elementos de los dos espacios indica una relación de correspondencia entre ellos ($\psi \leftrightarrow \forall$), con lo cual en ambos espacios hay características similares que son susceptibles de verificarse usando los mismos métodos.

La no inyectividad mencionada, está estrechamente relacionada con el teorema de existencia y unicidad de la solución, que permite invertir ecuaciones matriciales como (3) o (4) para matrices cuadradas no singulares; en el caso matricial general, hay que recurrir a la matriz inversa generalizada de Moore-Penrose [28], la cual se calcula si la matriz inicial es representada de manera especial, como producto de tres factores matriciales, lo cual limitaría los posibles casos analizados bajo el enfoque del presente trabajo.

C. Verificación de la Diagnosticabilidad:

Por la evaluación directa de la evento – detectabilidad, sobre la matriz de inspección sobre transiciones, obtenida con el método de identificación utilizado; y la correspondencia de la observabilidad, se generó un método de ubicación adecuada de sensores para asegurar diagnosticabilidad, bajo el siguiente procedimiento:

(1) Obtención de la matriz de transiciones del sistema, en función de las señales I/O ordenando por filas las señales de salida de la planta, y luego las señales de entrada a la planta. Construyendo la matriz de inspección sobre transiciones.

(2) Evaluación de la característica de Evento-Detectabilidad en función de columnas de ceros (distinguibilidad de las columnas de \forall).

(3) Procesamiento de la información si el sistema no es evento-detectable por distinguibilidad, ubicar las mismas columnas de \forall en la matriz de transiciones inicial. Los valores de cero en las señales de salida tendrán asociado un cambio en las señales de entrada, sobre las cuales se debe generar una medición.

(4) Evaluación de la característica de Evento-Detectabilidad en función de columnas repetidas (diferenciabilidad de las columnas de \forall).

(5) Procesamiento de la información si el sistema no es evento-detectable por diferenciabilidad; ubicar las mismas columnas de \forall en la matriz de transiciones inicial. Los vectores con valores iguales en las señales de entrada tendrán señales de salida diferentes, sobre las cuales se debe generar una medición.

(6) Evaluación de la característica de Observabilidad en función de columnas de ceros.

(7) Evaluación de la característica de Observabilidad en función de columnas repetidas.

(8) Multiplicación por la izquierda de la matriz de incidencia traspuesta por la matriz de transiciones inicial obteniendo la matriz de relación entre lugares y señales I/O.

(9) Ejecución del proceso de ubicación de sensores para observabilidad construyendo la matriz de inspección sobre lugares

(10) Evaluación y procesamiento de la información para observabilidad en función de las columnas de la matriz ψ que no sean distinguibles o diferenciables (procedimiento similar a los pasos 2 a 5).

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para la verificación de diagnosticabilidad en función de señales de salida en un sistema en lazo cerrado, se realizó el siguiente proceso de experimentación:

(1) Adecuación y adquisición de las señales In y Out del sistema Planta + Controlador a analizar, en un tiempo establecido de acuerdo con el funcionamiento del sistema.

(2) Identificación del comportamiento del sistema a partir de los datos obtenidos.

(3) Representación del comportamiento en una red de Petri interpretada del sistema con Graphviz [29], y obtención de las matrices de inspección sobre transiciones y lugares para verificación de diagnosticabilidad con Matlab.

(4) Evaluación de resultados: sí el sistema es diagnosticable se termina el proceso, en caso contrario se aplica el método de ubicación de sensores.

Para ejemplificar el proceso, se ilustrará con una máquina dispensadora de bebidas implementada en MatLab con Simulink (modelado físico de los procesos que intervienen en la planta) y Stateflow (simulación de los eventos discretos en la planta).

A. Descripción del Sistema de Manufactura

El funcionamiento de una máquina dispensadora de café, té y gaseosa (Fig. 1) consta de dos recipientes en los cuales se mantiene agua caliente y fría. Para ello se utilizan una resistencia calefactora (R) y un refrigerador (F). Las válvulas V1 y V2 son utilizadas para agregar agua y los sensores N1, N2, N3, N4 y T1, T2 para indicar los niveles máximos de agua y las temperaturas adecuadas, respectivamente. Se selecciona la bebida mediante los pulsadores C (café), T (té) o G (gaseosa). Para preparar la bebida debe abrirse la válvula de agua correspondiente (V3 o V4) durante 5 segundos. Simultáneamente, durante un segundo se activará la válvula del dispensador del polvo adecuado (Vc, Vt o Vg); luego la mezcla se agitará a una velocidad respectiva a la bebida (Dc, Dg, Dt), hasta terminado el agregado de agua. La operación se completa llenando el vaso abriendo por 5 segundos la válvula Ve. Es imprescindible controlar en todo momento tanto la temperatura de los depósitos de agua como el nivel de los mismos (deben mantenerse a la temperatura adecuada y cargarse cuando el nivel descienda por debajo de N3 y N4).

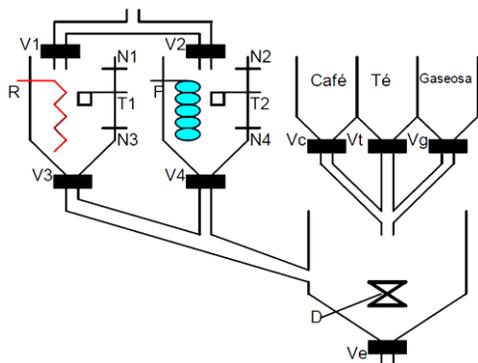


Fig. 1. Máquina dispensadora de bebidas.

El proceso de identificación inicial, en el proceso de preparación de un vaso de gaseosa indica que la PN asociada al sistema tiene 19 lugares y 18 transiciones (Fig. 2), dónde el primer lugar (P1) y la primera transición (T1), no se asocian a la operación del sistema, sino del estado antes del funcionamiento y el cambio a operación.

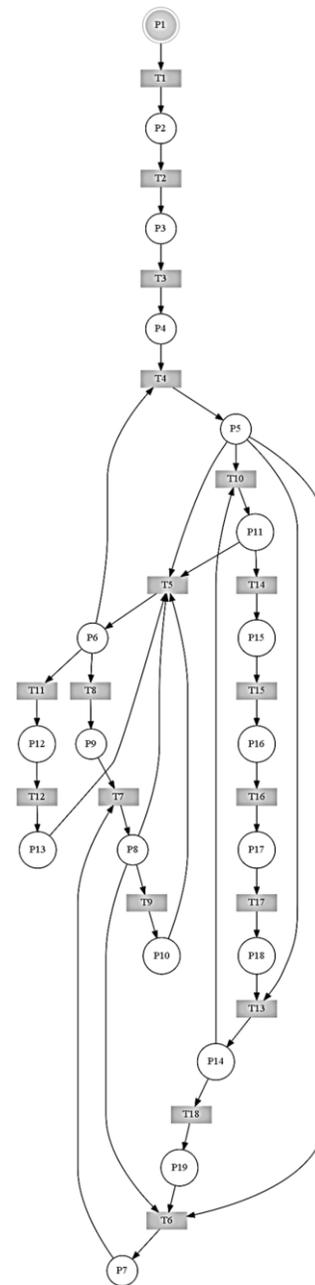


Fig. 2. PN asociada al sistema.

B. Ubicación de Sensores

En la primera verificación de diagnosticabilidad (Fig. 3), en la matriz de inspección sobre transiciones se observa que: las columnas 1, 9, 10, 12, 13, 14, 16 y 18 son iguales a cero (rojo); la primera columna no es relevante ya que es originada en el comienzo de la simulación de la máquina dispensadora de bebidas; las columnas 4 y 11 (verde) junto con 5 y 17 (azul) son iguales entre sí. Por su parte en la matriz de inspección sobre lugares se aprecia que: las columnas 1 y 14 son iguales a cero (rojo) y las columnas 10, 11, 12, 13 y 17 son iguales entre sí (azul).

La lista de los seis sensores iniciales en el orden de aparición en las matrices de inspección es N2, N3, N4 y T1, T2. El orden de aparición de los 13 actuadores de la planta, que aparecen en la matriz de señales I/O es V1, V2, V3, V4, Vc, Vg, Vt, Ve, F, R, Dc, Dg, Dt.

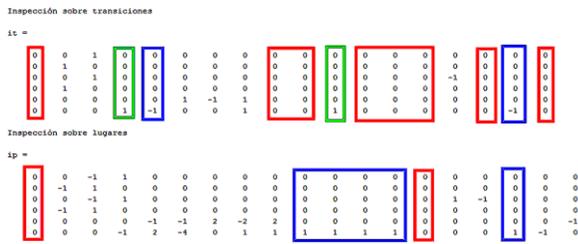


Fig. 3. Primera verificación de diagnosticabilidad.

Con el número de las columnas iguales a cero de la matriz de inspección sobre transiciones se revisa la matriz de transiciones/señales In-Out (Fig. 4); se observa que en las transiciones 9, 10, 12, 13, 14, 16 y 18 están variando las señales de los actuadores 4, 6, 8 y 12 correspondientes a V4, Vg, Ve y Dg; son a estas señales de entrada a las que se debe asociar un sensor pertinente para observar su operación, en el caso de las válvulas V4, Vg y Ve, un sensor de flujo sería pertinente, y para la velocidad de mezcla Dg un sensor pertinente sería un tacómetro. En simulación se añaden las señales correspondientes a los actuadores 4, 6, 8 y 12 también como señales de sensor, para volver a ejecutar el proceso de identificación, donde la IPN obtenida mantiene el mismo número de lugares y transiciones. Teniendo un total de diez sensores los cuales son N2, N3, N4, T1, T2, sV4 (sensor asociado a la válvula 4), sVg (sensor asociado a la válvula de gaseosa), sVe (sensor asociado a la válvula de entrega) y sDg (sensor asociado al mezclado de gaseosa).

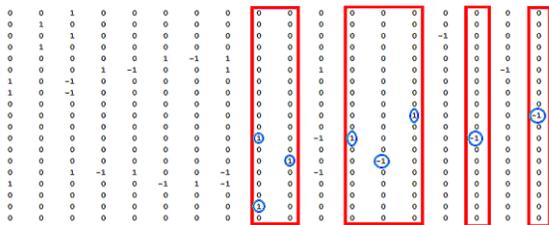


Fig. 4. Primera matriz de transiciones/señales In-Out.

En la segunda verificación de diagnosticabilidad (Fig. 5), se observa que la matriz de inspección sobre transiciones ya no tiene columnas iguales a cero, pero las columnas 5 y 17 son iguales (rojo). Por su parte la matriz de inspección sobre lugares tiene todas sus columnas diferentes a cero y distintas entre sí, este aspecto resalta la interrelación entre las matrices ψ y Υ , es decir, es posible que los sensores adicionales, establecidos bajo el método de la sección III.C, para alcanzar la evento-detectabilidad ayuden a mejorar o alcanzar la observabilidad, y viceversa.

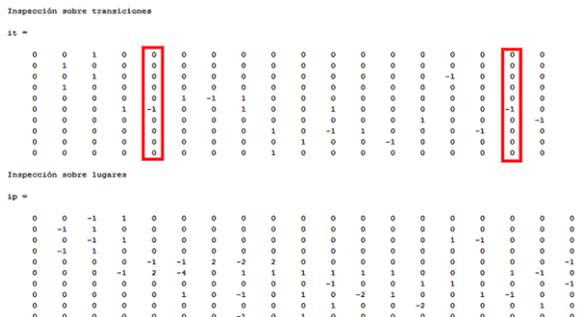


Fig. 5. Segunda verificación de diagnosticabilidad.

Se procede a revisar las columnas 5 y 17 de la matriz de transiciones/señales In-Out (Fig. 6) En la comparación de ambas columnas de la matriz, se ve que en la columna 5 se activa el actuador 9 correspondiente a F, para este caso un sensor pertinente es un reed switch o similares; en la simulación se añade la señal correspondiente al actuador 9 al conjunto de señales de sensor, para volver a ejecutar el proceso de identificación, donde la IPN obtenida mantiene el mismo número de lugares y transiciones.



Fig. 6. Segunda matriz de transiciones/señales In-Out.

En la tercera verificación de diagnosticabilidad (Fig. 7), se observa que las condiciones de evento-detectabilidad y de observabilidad se cumplen en las matrices de inspección sobre transiciones y lugares. Con un total de 11 sensores N2, N3, N4, T1, T2, sV4, sVg, sVe, sDg y sF (sensor asociado a la activación de refrigeración); de los 19 posibles sensores que se podrían tener en planta, este valor se obtiene de sumar la cantidad de sensores iniciales con los sensores que se pueden asociar a la activación de cada uno de los actuadores en planta.

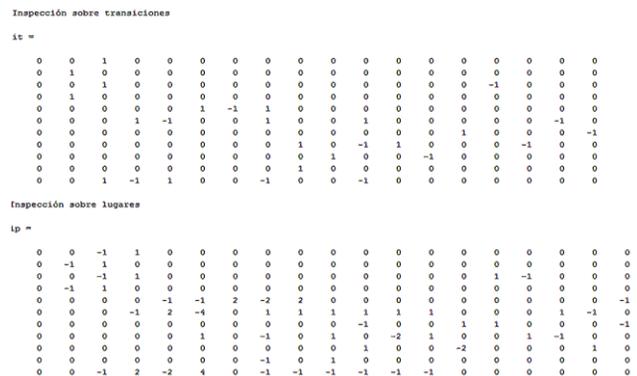


Fig. 7. Tercera verificación de diagnosticabilidad.

En la representación gráfica asociada a la IPN del sistema inicial y al diagnosticable (Fig. 8), se asigna la activación de los sensores a las transiciones y los actuadores a los lugares; si un lugar tiene una etiqueta s1s8, indica que los sensores 1 y 8 están activos, y si en un lugar hay una etiqueta a3a6, los actuadores 3 y 6 están operando; si aparece la etiqueta UT (unknown transition) en una transición o UP (unknown place) en un lugar indica que son no observables, es decir, ningún elemento del sistema está activo en ese estado o evento.

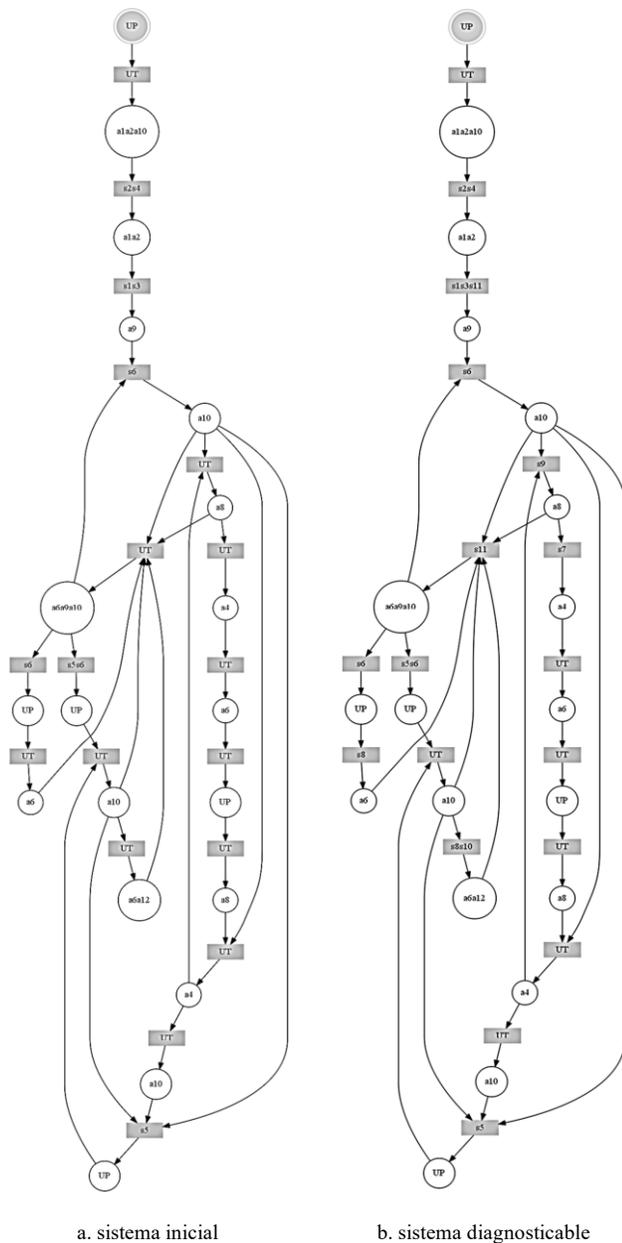


Fig. 8. IPN asociada al sistema evaluado.

Como se observa (Fig. 8), el asegurar la diagnosticabilidad en sistemas modelados bajo el formalismo de IPN, no genera un cambio en el número de lugares o transiciones, pero ocasiona un etiquetado nuevo para ciertas transiciones del modelo. En este caso, de acuerdo a la representación en PN del sistema (Fig. 2); la transición T3 de manera inicial tiene un etiquetado de s1s3 (sensor 1 y 3 activos) y al final tiene como etiqueta s1s3s11 (sensor 1, 3 y 11 activos), las demás transiciones que cambiaron de etiqueta en el sistema inicial tiene la etiqueta UT: la T5 termina con etiqueta s11; la T9 tiene como etiqueta final s8s10, la T10 al final su etiqueta es s9; la T12 se identifica en el sistema diagnosticable con la etiqueta S8 y la T14 finaliza con s7.

C. Análisis

En los sistemas en lazo cerrado, la diagnosticabilidad está acotada por un límite superior de señales de salida (sensores iniciales y los sensores adicionales asociados a cada actuador)

y un límite inferior. La cota superior asegura que todo lugar o transición sea medible evitando que algún fallo o evento no sea perceptible. La cota inferior brinda al sistema la característica de que todos los cambios en estados o eventos (observables o no observables) sean diferenciables y distinguibles; después de superar el límite inferior la diagnosticabilidad se mantiene, exceptuando los casos de redundancia de información que indican posibles estados innecesarios o ubicación de señales de operación intermedia no deseada.

El límite inferior de señales de salida se alcanzó por medio del método de ubicación de sensores desarrollado en esta investigación, el cual fue corroborado manteniendo el número de sensores, pero variando las señales que se toman para el proceso de verificación de diagnosticabilidad. De dichas pruebas se observó que el método determina la cantidad mínima de señales excluyentes (número de sensores adecuados) es decir, para que un sistema sea diagnosticable se debe tener un número específico de señales y éstas deben provenir de determinados puntos de operación del sistema.

V. CONCLUSIÓN

Se interrelacionó matemáticamente la evento-detectabilidad y la observabilidad, las dos condiciones en redes de Petri interpretadas para alcanzar diagnosticabilidad en función de las señales de salida de sistemas de eventos discretos, obteniendo la matriz de inspección sobre lugares (relacionada a la observabilidad) y la matriz de inspección sobre transiciones (relacionada a la evento-detectabilidad), sobre las cuales se evalúa: Distinguibilidad, corroborando la no existencia de columnas de ceros en las matrices de inspección; en caso contrario no se tendrían sensores adecuados para poder indicar la existencia del lugar o transición asociados a dichas columnas. Diferenciabilidad, corroborando que todas las columnas de las matrices de inspección sean diferentes entre sí; en caso contrario indicaría que no hay sensores suficientes para conocer en qué lugar está el sistema o si se activó una transición específica en las columnas repetidas.

Se construyó un método de ubicación adecuada de sensores para diagnosticabilidad, evaluando la evento-detectabilidad con la matriz de inspección sobre transiciones (la cual se obtiene directamente de la identificación del sistema); si lo anterior no se cumple por distinguibilidad, se observan las columnas de ceros y se pasa a la matriz de transiciones - señales I/O, analizando esas mismas columnas y diferenciando qué actuadores están activos para asociarles un sensor; si la evento-detectabilidad no se cumple por diferenciabilidad, se registran las columnas que se repiten y se comparan en la matriz de transiciones-señales I/O, en dichas columnas a cada uno de los actuadores diferentes se les asociará un sensor. Se procede a la observabilidad efectuando un procedimiento similar para la distinguibilidad y diferenciabilidad en la matriz de inspección de lugares (la cual es el resultado de la multiplicación matricial entre la matriz de inspección sobre transiciones y la matriz de incidencia traspuesta), solo que las columnas registradas se evalúan en la matriz de lugares-señales I/O, resultante de la multiplicación por izquierda de la matriz de incidencia traspuesta con la matriz de transiciones-señales I/O.

AGRADECIMIENTO

Los autores agradecen a la Universidad del Cauca por el apoyo recibido para realizar este proyecto.

REFERENCIAS

- [1] M. Sampath, R. Sengupta, S. Lafortune, K. Sinnamohideen, and D. C. Teneketzis, "Failure diagnosis using discrete-event models," *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 105–124, 1996.
- [2] S. Lafortune, F. Lin, and C. N. Hadjicostis, "On the history of diagnosability and opacity in discrete event systems," *Annu. Rev. Control*, 2018.
- [3] A. Boussif and M. Ghazel, "Diagnosability Analysis of Input/Output Discrete-Event Systems Using Model-Checking," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 7, pp. 71–78, 2015.
- [4] S. Reshmila and R. Devanathan, "Diagnosis of power system failures using observer based discrete event system," in *Control, Measurement and Instrumentation (CMI), 2016 IEEE First International Conference on*, 2016, pp. 131–135.
- [5] H.-E. Gougam, Y. Pencolé, and A. Subias, "Diagnosability analysis of patterns on bounded labeled prioritized Petri nets," *Discret. Event Dyn. Syst.*, vol. 27, no. 1, pp. 143–180, 2017.
- [6] S. Haar, S. Haddad, T. Melliti, and S. Schwoon, "Optimal constructions for active diagnosis," *J. Comput. Syst. Sci.*, vol. 83, no. 1, pp. 101–120, 2017.
- [7] M. P. Cabasino, S. Lafortune, and C. Seatzu, "Optimal sensor selection for ensuring diagnosability in labeled Petri nets," *Automatica*, vol. 49, no. 8, pp. 2373–2383, 2013.
- [8] R. Debouk, S. Lafortune, and D. Teneketzis, "On an Optimization Problem in Sensor Selection*," *Discret. Event Dyn. Syst.*, vol. 12, 2002.
- [9] Shengbing Jiang, R. Kumar, and H. E. Garcia, "Optimal sensor selection for discrete-event systems with partial observation," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 48, no. 3, pp. 369–381, 2003.
- [10] L. Aguirre-Salas, "Sensor selection for observability in interpreted Petri nets: a genetic approach," in *Decision and Control, 2003. Proceedings. 42nd IEEE Conference on*, 2003, vol. 4, pp. 3760–3765.
- [11] Y. Ru and C. Hadjicostis, "Sensor Selection for Structural Observability in Discrete Event Systems Modeled by Petri Nets," *Autom. Control. IEEE Trans.*, vol. 55, pp. 1751–1764, 2010.
- [12] N. Ran, A. Giua, and C. Seatzu, "Enforcement of Diagnosability in Labeled Petri Nets via Optimal Sensor Selection," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 64, no. 7, pp. 2997–3004, 2019.
- [13] F. Basile, G. De Tommasi, and C. Sterle, "Sensors selection for K-diagnosability of Petri nets via Integer Linear Programming," in *2015 23rd Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, 2015, pp. 168–175.
- [14] E. Aguayo-Lara, A. Ramírez-Treviño, and J. Ruiz-León, "Sensor Placement for Distinguishability in Continuous Timed Petri Nets," *IFAC Proc. Vol.*, vol. 45, no. 29, pp. 34–40, 2012.
- [15] R. Casas-Carrillo, O. Begovich, J. Ruiz-León, and A. Ramírez-Treviño, "Sufficient Conditions and Sensor Placement for Structural Fault Diagnosis in a class of Timed Continuous Petri Nets," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 13, pp. 61–66, 2018.
- [16] S. Reshmila and R. Devanathan, "Modeling a system using observations in discrete event system for failure diagnosis," 2015 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS), Trivandrum, 2015, pp. 280–284, doi: 10.1109/RAICS.2015.7488428
- [17] A. Ramírez-Treviño, E. Ruiz-Beltrán, J. Aramburo-Lizarraga, and E. Lopez-Mellado, "Structural diagnosability of DES and design of reduced Petri net diagnosers," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. A Syst. Humans*, vol. 42, no. 2, pp. 416–429, 2012.
- [18] A. P. Estrada-vargas, E. López-Mellado, and J. Lesage, "A Black-box Identification Method for Automated Discrete Event Systems," *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, vol. 14, pp. 1321–1336, 2016.
- [19] M. Roth, J. Lesage and L. Litz, "Black-box identification of discrete event systems with optimal partitioning of concurrent subsystems," Proceedings of the 2010 American Control Conference, Baltimore, MD, 2010, pp. 2601–2606, doi: 10.1109/ACC.2010.5530540.
- [20] M. P. Cabasino, A. Giua, and C. Seatzu, "Diagnosis using labeled petri nets with silent or undistinguishable fault events," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part A Systems Humans*, vol. 43, no. 2, pp. 345–355, 2013.
- [21] J. Zaytoon and S. Lafortune, "Overview of fault diagnosis methods for discrete event systems," *Annu. Rev. Control*, vol. 37, no. 2, pp. 308–320, 2013.
- [22] A. Ramírez-Treviño, E. Ruiz-Beltrán, I. Rivera-Rangel, and E. Lopez-Mellado, "Online fault diagnosis of discrete event systems. A Petri net-based approach," *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, vol. 4, no. 1, pp. 31–39, 2007.
- [23] D. M. Muñoz, A. Correcher, E. García, and F. Morant, "Generación Determinística de Lenguajes Legales para Sistemas de Eventos Discretos," *Rev. Iberoam. Automática e Informática Ind.*, vol. 13, no. 2, pp. 207–219, 2016.
- [24] K. Hernández-Rueda, M. E. Meda-Campaña, and J. Aramburo-Lizarraga, "Enforcing Diagnosability in Interpreted Petri Nets," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 7, pp. 58–63, 2015.
- [25] A. Gross, "Correspondence theorems via tropicalizations of moduli spaces," *Commun. Contemp. Math.*, vol. 18, no. 03, 2016.
- [26] C. Li, W. He, L. Yuan, Z. Sun, and Q. Zhao, "Guaranteed Matrix Completion under Multiple Linear Transformations," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019.
- [27] R. Miller, "Isomorphism and classification for countable structures," *Computability*, vol. 8, no. 2, pp. 99–117, 2019.
- [28] M. A. Rakha, "On the Moore-Penrose generalized inverse matrix," *Appl. Math. Comput.*, vol. 158, no. 1, pp. 185–200, 2004.
- [29] D. Valencia, M. Muñoz, and U. Cauca, "Representación gráfica de un sistema de eventos discretos en función de secuencia de eventos utilizando MATLAB y Graphviz," in *II Congreso Internacional de Ciencias Básicas e Ingeniería*, 2018, pp. 1–10.



Daniel Valencia received the B.Sc. degree in Physical engineering in 2016 and Industrial Automation Engineering in 2018, from Universidad del Cauca - Popayán, Cauca, Colombia, has developed works in the areas of control, mathematical modelling computational vision, and discrete events systems



Mariela Muñoz received the B.Sc. degree in industrial engineering from Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, the M.Sc. degree in Automatic from Universidad del Cauca, Colombia, and the PhD degree in Automatic, robotic and informatics industrial from Universidad Politécnica de Valencia, España, 2015. She is currently a professor in Universidad del Cauca. Her research interests include discrete event systems, and fault diagnosis



Franciso Enriquez received the B.Sc. degree in mathematics, the M.Sc. in mathematics and the PhD in Physics and mathematics in 2004 from the People's Friendship University of Russia – Moscow Russian Federation. He is currently a professor in Universidad del Cauca. His research interests include in real analysis and it

applications.