

MODELADO ADAPTATIVO PARA CELDAS DE MANUFACTURA FLEXIBLE USANDO REDES DE PETRI INTERPRETADAS

ADAPTIVE MODELING OF FLEXIBLE MANUFACTURING CELLS USING INTERPRETED PETRI NETS

María Elena Meda Campaña

Universidad de Guadalajara, México
emedac@ucea.udg.mx

Agustín Santiago Medina Vázquez

Universidad de Guadalajara, México
santiago.medina.jp@gmail.com

Recepción: 28/octubre/2020

Aceptación: 2/diciembre/2020

Resumen

Debido a las características de producción que presentan las celdas de manufactura flexible es necesario contar con modelos capaces de representar su comportamiento para posteriormente analizar propiedades como la ausencia de bloqueos o para implementar controladores. El objetivo es presentar un enfoque de modelado adaptativo basado en el proceso de identificación asintótico para celdas de manufactura flexible utilizando redes de Petri interpretadas. La principal contribución es que con este enfoque se pueden construir modelos a partir de ciclos de producción observados durante la ejecución del sistema. Esto permite actualizar el modelo calculado cada vez que se presente un nuevo comportamiento generado por diferentes planes de producción. El principio de modelado consiste en leer las señales de salida del sistema y calcular la estructura de una red de Petri interpretada. Los modelos obtenidos utilizando este enfoque son equivalentes a los calculados con otras herramientas.

Palabras Clave: Modelado, Redes de Petri, Sistemas de Manufactura Flexible

Abstract

Given the production characteristics of flexible manufacturing cells, it is necessary to have adaptable models capable of representing their behavior to analyze

properties such as the absence of deadlocks or to implement controllers. The objective is to present an adaptive modeling approach based on the asymptotic identification process for flexible manufacturing cells using interpreted Petri nets. The main contribution is that using this approach models can be built from production cycles observed during the execution of the system. This fact allows updating the model each time a new behavior generated by different production plans occurs. The modeling approach consists in reading the output signals of the system to compute the structure of an interpreted Petri net. The models obtained using this approach are equivalent to those computed using other techniques.

Keywords: *Flexible Manufacturing Systems, Modeling, Petri nets*

1. Introducción

Para poder analizar un sistema es necesario contar con un modelo. La naturaleza del sistema y el tipo de análisis serán la base para elegir la herramienta de modelado más adecuada. Este artículo se enfoca en el modelado de sistemas de eventos discretos (SED) [Moody, 2012] [Girault, 2013] utilizando redes de Petri interpretadas, una clase de redes de Petri que modelan aspectos físicos de los sistemas [Hernández, 2015].

De acuerdo con la información disponible acerca de un sistema, se pueden recurrir a diferentes técnicas de modelado, una de estas técnicas es la identificación. El problema de identificación de SED consiste en determinar un modelo matemático que describa su comportamiento a partir de la observación sus señales de entrada y de salida [Moreira, 2019].

El proceso de identificación tiene aplicación en el modelado de sistemas parcialmente conocidos, en el diagnóstico y detección de fallas y en la verificación de sistemas entre otros [Ramirez, 2011] [Zhu, 2018].

El objetivo del trabajo es utilizar un enfoque de identificación asintótico para modelar celdas de manufactura flexible, las cuales son un tipo de SED que pueden cambiar su comportamiento de acuerdo con planes de producción específicos.

El proceso de identificación asintótico considerado, consiste en calcular una RPI de manera incremental (en línea o fuera de línea) para un SED a partir de la medición

de las señales que generan los sensores instrumentados. Cada vez que se observa un nuevo comportamiento, el modelo se actualiza de tal manera que también represente el comportamiento que se registró previamente. Esta característica es de suma importancia en el cálculo de modelos adaptativos para celdas de manufactura flexible.

En el área de modelado de sistemas de manufactura utilizando el enfoque de identificación asintótico propuesto en [Meda, 2003], se encuentran los trabajos [Estrada, 2012] [Estrada, 2014] en donde los sistemas considerados son sistemas ya controlados.

La contribución de este trabajo es presentar la aplicación del proceso de identificación asintótico en el cálculo de modelos adaptativos para celdas de manufactura flexibles.

2. Métodos

En esta sección se presentan los conceptos de sistemas de manufactura flexibles (SMF), la definición de redes de Petri interpretadas como herramienta para modelar y analizar SMF, la descripción del proceso de identificación asintótico y finalmente, la definición del proceso de modelado adaptativo.

Sistemas de manufactura flexible

Los sistemas de manufactura flexible juegan un importante papel en la industria dedicada a la producción de bienes, por ejemplo, en la industria automotriz y en la industria electrónica. Una Celda de Manufactura Flexible es una clase de SMF, compuesta por un conjunto de elementos electromecánicos como robots, máquinas, buffers, etc., que se pueden distribuir para trabajar de manera coordinada en la fabricación de un producto siguiendo un plan de producción. La flexibilidad en este tipo de sistemas se refiere a que la producción no está dedicada a un sólo tipo de parte o producto y tiene la capacidad de adaptarse para fabricar productos de una misma familia fácilmente cambiando el plan de producción. En la flexibilidad de estos sistemas es en donde resulta de gran importancia el cálculo de modelos adaptativos.

Redes de Petri Interpretadas

Uno de los formalismos que existen para estudiar, describir, analizar e implementar SMF son las redes de Petri (RP). En esta sección se presentan los conceptos básicos de RP y de RP Interpretadas (RPI), una extensión de las RP que permiten modelar las señales de entrada y de salida de un SED asociándolas a la estructura de la RP [Meda, 2003].

Definición: Una RP es una 4-tupla $G = (P, T, E, S)$ donde:

- $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ es un conjunto de n lugares representados por círculos.
- $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ es un conjunto de m transiciones representadas por barras.
- $E: P \times T \rightarrow N^{n \times m}$ es una función que denota los lugares de entrada a cada transición.
- $S: P \times T \rightarrow N^{n \times m}$ es una función que denota los lugares de salida de cada transición.
- M_0 es la distribución inicial de marcas (puntos) en los lugares de la RP, se conoce como marcado inicial y representa el estado inicial del sistema modelado.

El marcado (o estado) de una RP se calcula mediante ecuación 1.

$$M_k = M_{k-1} + C v_k \quad (1)$$

Donde $C = S - E$ es la matriz de incidencia de una RP que representa la relación entre los lugares y las transiciones y v_k es un vector que representa las transiciones que se disparan a partir de M_{k-1} .

Definición: Una RPI es una 5-tupla $Q = (N, \Sigma, \Phi, \lambda, \varphi)$ donde:

- $N = (G, M_0)$ es una RP G con marcado inicial M_0 .
- $\Sigma = \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$ es un conjunto de elementos a_i llamados símbolos de entrada que representan las señales de los actuadores.
- $\Phi = \{y_1, y_2, \dots, y_z\}$ es un conjunto de elementos y_i llamados símbolos de salida que representan las señales de los sensores.
- $\lambda: \Sigma \rightarrow T$ es una función que asigna un símbolo entrada a cada transición.

- $\varphi: R(N) \rightarrow \{Z^+\}^q$ es una función de salida; donde q es el número de sensores instrumentados en el sistema.

Definición: Un lugar $p_i \in P$ se dice que es **medible** si tiene una señal de un sensor asociado, en otro caso el lugar p_i es **no medible**.

La función $\varphi: R(N) \rightarrow \{Z^+\}^q$ es una función lineal que puede representarse por una matriz de dimensión $q \times n$ (donde q es el número de sensores y n el número de lugares).

La ecuación de marcado (estado) para una RPI se define por ecuación 2.

$$\begin{aligned}M_k &= M_{k-1} + Cv_k \\y_k &= \varphi(M_k)\end{aligned}\tag{2}$$

Por definición de la función φ , un **símbolo de salida** $y_k = \varphi(M_k)$, es la proyección de un marcado M_k sobre los lugares medibles de Q . Cada símbolo o señal de salida es de dimensión $q \times 1$.

La matriz de incidencia de una RPI puede descomponerse como $C = \begin{bmatrix} \varphi C \\ \gamma C \end{bmatrix}$, donde φC y γC son las matrices que representan la parte medible y no medible de Q respectivamente.

Descripción del proceso de identificación asintótico

El proceso de identificación asintótico consiste en calcular una RPI Q_i para representar a un SED Q , del cual sólo se conocen sus señales de salida. Las señales de entrada no serán consideradas (medidas) de manera directa para el cálculo del modelo. Sin embargo, se asume que siempre que ocurra un evento en el sistema es posible detectar un cambio de estado a partir de las señales salida. El cálculo del modelo se realiza de forma incremental actualizando el modelo cada vez que nueva información acerca de la evolución del sistema se presente. La evolución del sistema se codifica en secuencias de señales de salida que han sido medidas a lo largo de la ejecución de este. Estas secuencias representan posibles ciclos que ocurren en el sistema. En general, el proceso de identificación asintótico consiste en reconstruir las t-componentes (ciclos) de la RPI. Sin embargo, no siempre las

secuencias observadas corresponden a un ciclo real del sistema y se requiere formar dependencias entre transiciones para calcular una t-componente.

Definición. Sea Q una RPI. Dos transiciones t_i y t_j de Q forman una *dependencia* $p_k = [t_i, t_j]$ si p_k es un lugar de salida de t_i y también un lugar de entrada a t_j . Si p_k es un lugar medible, la dependencia $p_k = [t_i, t_j]$ es llamada *medible (MDep)*, en otro caso es llamada *no medible (NDep)*. El conjunto $Dep^u(Q)$ contiene todas las **NDep**, mientras que el conjunto $Dep^m(Q)$, contiene a todas las **MDep**.

El nuevo modelo Q_i se aproxima de mejor manera al modelo del sistema Q que el modelo anterior Q_{i-1} y describe al menos el comportamiento observado del mismo. Este procedimiento se describe en la figura 1.

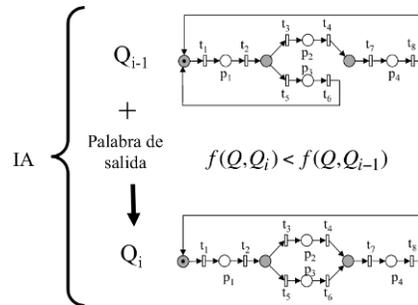


Figura 1 Proceso de identificación asintótico.

Modelado adaptativo utilizando enfoque de identificación asintótico

El objetivo del modelado adaptativo es calcular la matriz de incidencia $C = \begin{bmatrix} \varphi C \\ \gamma C \end{bmatrix}$ de la RPI Q_i que representa al SED Q , la cual se compone de una parte medible φC_Q y una no medible γC_Q . Asimismo, calcular el marcado inicial de la RPI Q_i .

Cálculo de la matriz φC_Q , la parte medible del sistema Q

Sea Q una RPI que representa al SED en estudio. El cálculo de φC_Q se realiza de forma directa como la diferencia entre 2 símbolos de salida consecutivos que se observan en la señal de salida de Q .

Considere un cambio de marcado (estado) en Q causado por el disparo de una transición t_i como $M_i \xrightarrow{t_i} M_{i+1}$. Los símbolos de salida observados son $\varphi(M_{i-1})$ y

$\varphi(M_i)$. La columna que representa a cada transición t_i de Q en φC_Q se calcula en Q_i , ecuación 3.

$$\varphi C_{Q_i}(\bullet, t_i) = \varphi(M_i) - \varphi(M_{i-1}) \quad (3)$$

Inferencia de γC_Q , la parte no medible del sistema Q

El proceso de inferencia de la parte no medible de Q_i , consiste en reconstruir sus t-componentes.

Definición. Sean Q una RPI, $SE = M_a \xrightarrow{t_a} M_b \xrightarrow{t_b} \dots \xrightarrow{t_c} M_d$ una secuencia de marcados de Q , $w_0 = \varphi(M_a)\varphi(M_b) \dots \varphi(M_d)$ la secuencia de símbolos de salida observada a partir de SE y $w_i = t_a t_b \dots t_c$ la secuencia de transiciones asociada a w_0 donde cada transición t_i es calculada con la ecuación 3. Si $\varphi(M_a) = \varphi(M_b)$, entonces $w_0 = \varphi(M_a)\varphi(M_b) \dots \varphi(M_d)$ es una palabra de salida y $w_i = t_a t_b \dots t_c$ es una *m-word*.

Las *m-words* son importantes en el proceso de identificación debido a que se asume que representan la ejecución de un ciclo en el sistema (t-semiflujo en la RP) y cuando se detecta una de ellas, el proceso de identificación inicia la etapa de inferencia para calcular las dependencias no medibles formando una t-componente. Una *m-word* es un t-semiflujo real de Q cuando se cumple que si $\varphi(M_a) = \varphi(M_b)$ entonces en la secuencia $SE (M_a) = (M_d)$. Sin embargo, si el sistema no está completamente instrumentado pueden existir marcados que generen el mismo símbolo de salida cumpliéndose que $\varphi(M_a) = \varphi(M_d)$ pero $M_a \neq M_d$. En este último caso las *m-words* no son un t-semiflujo y es cuando se calculan NDep de manera errónea, las cuales pueden actualizarse posteriormente.

A diferencia de la matriz φC_Q , que se calcula por columnas, la matriz γC_Q se calcula por renglones, éstos son los lugares no medibles de C_Q . Los lugares no medibles se calculan agregando o eliminando NDep a Q_i para preservar el comportamiento observado restringiendo el orden en el que fueron calculadas tanto las *m-words* como las transiciones en cada *m-word* w_i . A este procedimiento se le denomina inferencia debido a que las NDep y por lo tanto los lugares no medibles se actualizan conforme nuevas evoluciones del sistema se detectan para permitir la ejecución de todas las secuencias de transiciones calculadas. Estas nuevas evoluciones incluyen los siguientes casos:

- Que la m -word W_i sea nueva
- Que la m -word W_i ya se haya calculado, pero aparezca en diferente orden con respecto a W_{i-1} .
- Que todas las transiciones de la m -word w_i ya hayan sido calculadas, pero en un orden diferente. En este caso existen transiciones concurrentes, cuando se detectan se guardan en el conjunto $concurr(Q_i)$.

Ejemplo del modelado adaptativo

Considere un SED Q cuya primera secuencia de símbolos de salida observada w_{01} se presenta en la figura 2a.

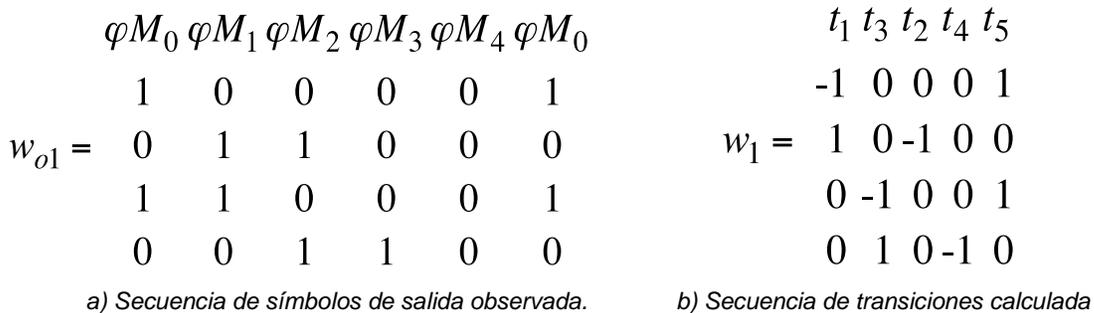


Figura 2 Evolución del sistema Q .

La m -word que se calcula a partir de w_{01} es $w_1 = t_1 t_2 t_3 t_4 t_5$ (figura 2b), donde cada t_i es una columna de la matriz φC_{Q_i} que se calcula con la ecuación 3 como la diferencia entre símbolos de salida consecutivos. Por ejemplo, $t_1 = \varphi(\bullet, t_1) = \varphi(M_1) - \varphi(M_0)$ y $t_5 = \varphi(\bullet, t_5) = \varphi(M_0) - \varphi(M_4)$. La figura 3a muestra la parte medible que se ha calculado en Q_1 a partir de w_1 .

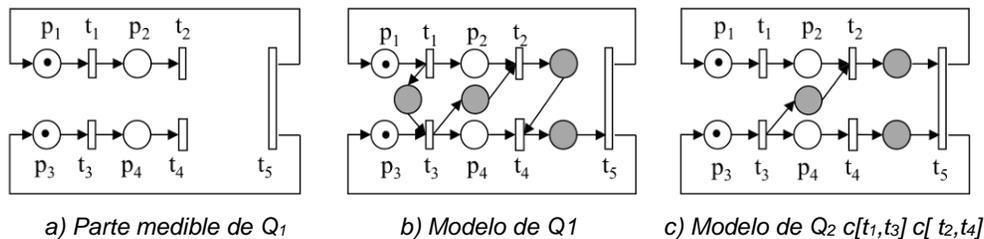


Figura 3 Etapas del proceso de modelado.

La inferencia de la parte no medible inicia con la formación de NDep entre transiciones consecutivas entre las que no existe una dependencia, esto se hace con la finalidad de preservar el orden de ejecución de las transiciones en w_1 y formar la t-componente asociada.

La figura 3b presenta la RPI Q_1 calculada. Asuma que la siguiente evolución del SED permitió calcular la *m-word* $w_2 = t_3 t_1 t_4 t_2 t_5$, como w_2 está compuesta de transiciones que ya existen, sólo se revisa el orden de ejecución y se determina que las transiciones t_1 y t_3 son concurrentes, así como las transiciones t_2 y t_4 , esto debido a que en w_1 aparecieron en diferente orden. Se eliminan las NDep $[t_1, t_3]$ y $[t_2, t_4]$ y quedan asociadas al conjunto *concurr*(Q_i). Al eliminar las NDep anteriores resulta la RPI Q_2 mostrada en la figura 3c. A partir de Q_2 se pueden hacer las siguientes observaciones:

- El modelo que se calcula representa el comportamiento observado, en Q_2 se pueden ejecutar las secuencias de transiciones w_1 y w_2 .
- En caso de que en el SED Q , t_2 y t_3 sean concurrentes, para eliminar la NDep $[t_3, t_2]$ se requiere observar una secuencia de salida en la cual se pueda detectar la ocurrencia de t_2 antes que t_3 por ejemplo la *m-word* $w_3 = t_1 t_2 t_3 t_4 t_5$.
- Una vez eliminadas las NDep que están asociadas a transiciones concurrentes ya no se vuelven a añadir en posteriores ejecuciones del SED, por ejemplo si se vuelve a detectar la *m-word* w_1 , las NDep $[t_1, t_3]$ y $[t_2, t_4]$ ya no se agregan al modelo permitiendo así la ejecución de las secuencias de transiciones calculadas las cuales generan las secuencias de símbolos de salida observadas.

En este enfoque de modelado, los lugares medibles son directamente los sensores implementados que se detectan en las lecturas de los símbolos de salida, mientras que los lugares no medibles se calculan conforme el sistema evoluciona por lo que no se asume un número inicial de lugares.

Algoritmo de modelado adaptativo

A continuación, se presentan los pasos del algoritmo de modelado adaptativo:

- Registro de la evolución del sistema. Leer los símbolos de salida y formar la palabra de salida $w_o i = \varphi(M_i)\varphi(M_j)\cdots\varphi(M_i)$.
- Cálculo de la parte medible φC_{Q_i} . Calcular la m -word w_i asociada a $w_o i = \varphi(M_i)\varphi(M_j)\cdots\varphi(M_i)$ del punto anterior, cada t_i se calcula a partir de dos símbolos de salida consecutivos $\varphi(M_j)$ y $\varphi(M_{j-1})$ usando la ecuación 3 $\varphi C_{Q_i}(\cdot, t_i) = \varphi(M_i) - \varphi(M_{i-1})$. Agregar cada transición a la matriz φC_{Q_i} de la matriz de incidencia C_{Q_i}
- Inferencia de la parte no medible γC_{Q_i} . Sean t_i y t_j dos transiciones consecutivas en la m -word w_i calculada en el paso anterior. Si no existe en C_{Q_i} una dependencia medible MDep en φC_{Q_i} o no medible NDep en γC_{Q_i} entre t_i y t_j , entonces, agregar un lugar no medible $p_k = [t_i, t_j]$ a γC_{Q_i} (la parte no medible de C_{Q_i}) de tal manera que t_i sea una transición de entrada y t_j una transición de salida de p_k . Esto significa que en el renglón k de la matriz C_{Q_i} se agrega un 1 en la columna i y un -1 en la columna j para formar la dependencia entre t_i y t_j .
- Repetir los pasos 1, 2 y 3 mientras el sistema evolucione.

3. Resultados

Se utiliza el algoritmo descrito anteriormente en el cálculo de modelos para celdas de manufactura flexible. El modelado adaptativo se realiza a partir de las ejecuciones del sistema guiadas por los planes de producción que son la forma particular de la secuencia de transiciones mencionada en la sección previa y representa el orden en que se deben realizar las actividades para elaborar producto.

Caso de estudio

Como caso de estudio se ha elegido un modelo típico de una celda de manufactura flexible compuesta por 2 robots (R1 y R2) y una máquina (M1) así como dos buffers de entrada E1 y E2 y dos buffers de salida S1 y S2. En la figura 4 se presenta el diseño (comúnmente conocido como layout) de esta celda de manufactura.

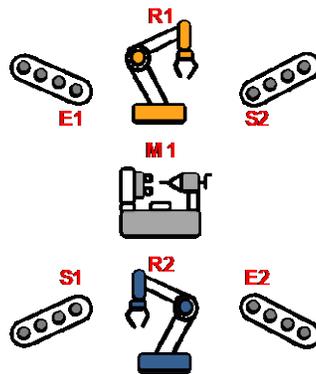


Figura 4 Distribución de la celda de manufactura.

La tabla 1 presenta las señales de salida disponibles del sistema, el lugar medible que representa a cada señal y su interpretación.

Tabla 1 Descripción de la instrumentación del sistema.

Señal	Lugar medible	Descripción
E1	p_1	Pieza en el buffer de entrada E1
M1P1	p_2	Máquina M1 procesando P1
S1	p_3	Salida del producto 1
E2	p_4	Pieza disponible en el buffer de entrada E2
M1P2	p_5	Máquina M1 procesando P2
S2	p_7	Salida del producto 2
R1	p_8	Robot R1 disponible
M1	p_8	Maquina M1 disponible
R2	p_9	Robot R2 disponible

Con esta información, cada símbolo de salida $\varphi(M_i)$, será el marcado de los lugares

medibles. Por ejemplo, el primer símbolo que se observa $\varphi(M_0) = [100100111]^T$,

es el marcado inicial de los lugares medibles (estado inicial del sistema). Este símbolo de salida indica que en los buffers de entrada E1 y E2 (lugares medibles p_1 y p_4) se encuentra una pieza lista para ser procesada y que los robots R1 y R2, así como la máquina M_1 se encuentran disponibles (lugares medibles p_7, p_9 y p_8 respectivamente).

Modelado adaptativo de una celda de manufactura flexible

En la figura 5, se presenta el modelo Q_0 que describe la instrumentación del sistema (tabla 1):

- 1. Registro de la evolución del sistema.** Leer símbolos de salida hasta que el primer y el último símbolo sean iguales. En la tabla 2 se presenta la primera palabra de salida observada:

$$w_01 = \varphi(M_0)\varphi(M_1)\varphi(M_2)\varphi(M_3)\varphi(M_4)\varphi(M_0).$$

El marcado inicial de los lugares medibles es directamente el primer símbolo observado $\varphi(M_0)$, esto se muestra en la figura 5 con la distribución inicial de marcas. La descripción de esta evolución se puede definir a partir de la relación entre los lugares medibles y las señales del sistema presentados en la tabla 1.

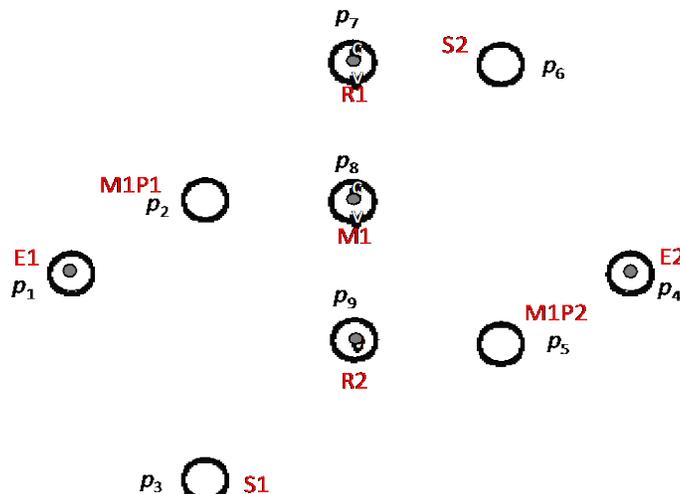


Figura 5 Señales de salida del sistema

Tabla 2 Primer secuencia de símbolos de salida observada w_{o1} .

$\varphi(M_0)$	$\varphi(M_1)$	$\varphi(M_2)$	$\varphi(M_3)$	$\varphi(M_4)$	$\varphi(M_0)$
1	0	0	0	0	1
0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	1	0
1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
1	0	1	1	1	1
1	1	0	1	1	1
1	1	1	0	1	1

Por ejemplo, el símbolo $\varphi(M_1)$ muestra que los lugares medibles p_4, p_{12} y p_{13} , se encuentran marcados lo que indica que en el sistema se encuentra una pieza lista para ser procesada en el buffer de entrada E2 y tanto el Robot R2 como la máquina M1 se encuentran disponibles.

2. **Cálculo de la parte medible φC_{QI} .** Este paso corresponde al cálculo de la m_word compuesta por las transiciones que se tuvieron que ejecutar para generar la palabra de salida w_{o1} del paso anterior. Cada transición t_1 en la m_word w_1 se calcula con la ecuación 3 a partir de pares consecutivos de símbolos de salida $\varphi(M_{i-1})$ y $\varphi(M_i)$ como $\varphi C_{QI}(\bullet, t_i) = \varphi(M_i) - \varphi(M_{i-1})$. La m_word calculada es $w_1 = t_1 t_2 t_3 t_4 t_5$. En la tabla 3 se presenta la evolución observada del sistema, w_{o1} en negro y el cálculo de cada transición en rojo. La transición t_1 se calcula como $\varphi C_{QI}(\bullet, t_1) = \varphi(M_1) - \varphi(M_0)$, mientras que la transición t_2 como $\varphi C_{QI}(\bullet, t_2) = \varphi(M_2) - \varphi(M_1)$ y así sucesivamente.

Tabla 3 Secuencia w_{o1} y las transiciones calculadas.

$\varphi(M_0)$	t_1	$\varphi(M_1)$	t_2	$\varphi(M_2)$	t_3	$\varphi(M_3)$	t_4	$\varphi(M_4)$	t_5	$\varphi(M_0)$
1	-1	0	0	0	0	0	0	0	1	1
0	0	0	1	1	-1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	-1	0
1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	-1	0	1	1	0	1	0	1	0	1
1	0	1	-1	0	1	1	0	1	0	1
1	0	1	0	1	-1	0	1	1	0	1

El modelo en forma gráfica, así como su matriz de incidencia se presenta en la figura 6. Cada transición calculada si no existe se agrega a la matriz ϕC_{Q1} .

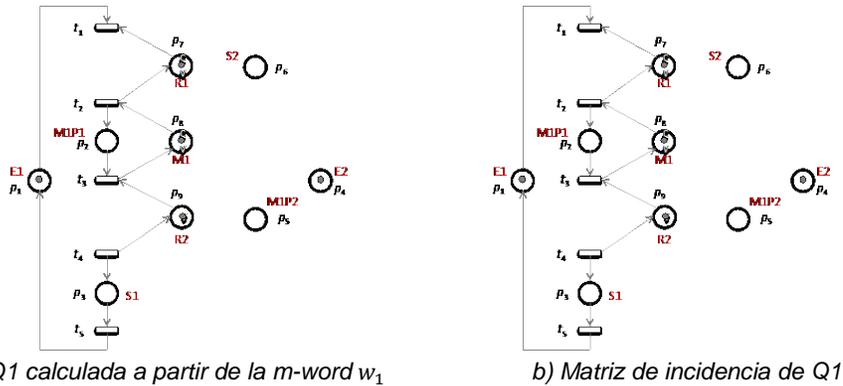


Figura 6 Parte medible de la RPI Q1 calculada con la primera secuencia.

3. Inferencia de la parte no medible γC_{Q1} .

El objetivo de este paso es formar un t-semiflujo entre las transiciones que pertenecen a la m -word w_1 . Se revisa si existe una dependencia ya sea medible MDep o no medible NDep entre cada par de transiciones consecutivas calculadas en la m -word w_1 . Sean t_i y t_j dos transiciones consecutivas en w_1 , si existe una dependencia $p_k = [t_i, t_j]$ entre t_i y t_j entonces debe existir un lugar p_k en el modelo tal que t_i sea una transición de entrada y t_j una transición de salida de p_k . En términos de la matriz de incidencia calculada debe existir un 1 en la posición (p_k, t_i) y un -1 en la posición (p_k, t_j) . En caso de no existir esta dependencia entonces se agrega un lugar no medible p_k con los valores mencionados anteriormente. Por ejemplo, entre las transiciones consecutivas t_2 y t_3 existe una MDep formada con el lugar medible p_2 , gráficamente esta dependencia se puede ver en la RPI calculada (figura 6a), mientras que en la matriz de incidencia (figura 6b) se encuentra un 1 en la posición $[p_2, t_2]$ y un -1 en la posición $[p_3, t_3]$. De esta misma forma se puede identificar claramente en la figura 6a que no existe una dependencia entre los pares de transiciones t_1 y t_2 y entre t_3 y t_4 . Por lo que se agregan los lugares no medibles p_{10} y p_{11} a la matriz γC_{Q1} , para formar las NDep, resultando el modelo que muestra figura 7.

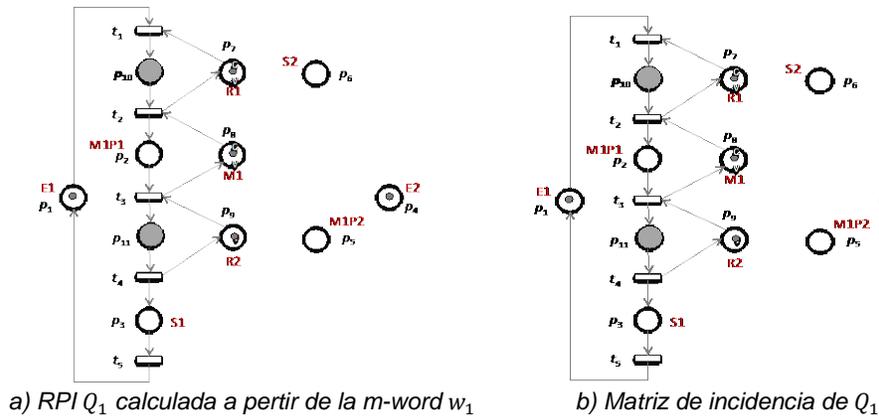


Figura 7 RPI Q_1 que representa el comportamiento observado.

Note que en este modelo Q_1 se puede realizar la secuencia de transiciones calculada en el orden establecido y además este modelo genera los símbolos de salida generados por el sistema.

La siguiente evolución del sistema se describe en la tabla 4, la palabra de salida w_{02} en negro (paso 1) y la m -word w_2 calculada en rojo (paso 2).

Como resultado de seguir los pasos 1, 2 y 3 se obtiene el modelo de la figura 8. Este modelo Q_2 , representa tanto las palabras de salida observadas como la ejecución de las m -words calculadas. Como se mencionó anteriormente, el marcado inicial es directamente el primer símbolo de salida observado $\varphi(M_0)$ que corresponde al marcado inicial de los lugares medibles.

Tabla 4 Palabra de salida w_{02} y su m -word w_2 asociada.

$\varphi(M_0)$	t6	$\varphi(M_5)$	t7	$\varphi(M_6)$	t8	$\varphi(M_7)$	t9	$\varphi(M_8)$	t10	$\varphi(M_0)$
1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	-1	0	0	0	0	0	0	0	1	1
0	0	0	1	1	-1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	-1	0
1	0	1	0	1	-1	0	1	1	0	1
1	0	1	-1	0	1	1	0	1	0	1
1	-1	0	1	1	0	1	0	1	0	1

Si no se presentan nuevos comportamientos entonces el modelo de la figura 8 será el que representa al sistema.

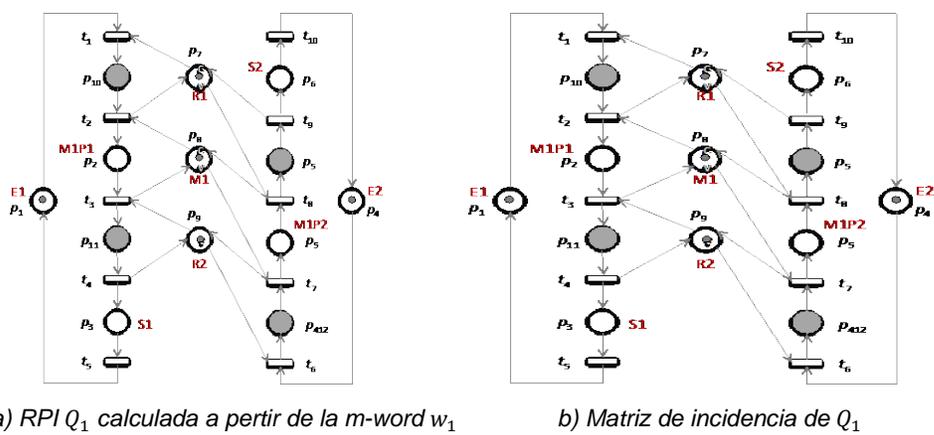


Figura 8 RPI Q_2 calculada a partir del comportamiento observado.

En este modelo Q_2 se pueden ejecutar las secuencias de transiciones de las m-words w_1 y w_2 generando además las secuencias de salida que fueron observadas.

4. Discusión

El proceso de modelado adaptable de la celda de manufactura flexible descrita en la sección 3.1, se llevó a cabo a partir de su evolución (ejecución), registrada en secuencias de símbolos o señales de salida. Para calcular el modelo no fue necesario conocer los planes de producción, sólo la información proporcionada por la instrumentación del sistema para medir el estado. En este sentido, se puede observar que el sistema no estaba completamente instrumentado y sin embargo fue posible calcular un modelo que represente el comportamiento observado. Asimismo, el sistema no proveía información acerca de cuándo los robots R1 y R2 procesaban una pieza específica sólo se tenía información sobre su disponibilidad, a diferencia de la máquina M1, de la cual se tenía conocimiento sobre el tipo de pieza que procesaba. Los lugares no medibles que se calcularon son los que representan la información no disponible del sistema.

Después de analizar el modelo obtenido se puede concluir que en la celda de manufactura de la figura 4, se producen 2 tipos de productos P_1 y P_2 cada uno con un plan de producción diferente. Los planes de producción se pueden determinar a partir de las secuencias de transiciones calculadas w_1 y w_2 siendo los siguientes:

- $PP1 = E1 \rightarrow R1 \rightarrow M1 \rightarrow R2 \rightarrow S1$

- $PP2 = E2 \rightarrow R2 \rightarrow M1 \rightarrow R1 \rightarrow S2$

$PP1$ indica que las partes para producir $P1$ son tomadas del buffer de entrada $E1$ por el robot $R1$ y son depositadas en la máquina $M1$, posteriormente el robot $R2$ toma el producto de $M1$ y lo deposita en el buffer de salida $S1$. Asimismo, $PP2$ indica que las piezas para producir el producto $P2$ se toman del buffer de entrada $E2$ por el robot $R2$ el cual deposita las piezas en la máquina $M1$, posteriormente el robot $R1$ retira la pieza de la máquina $M1$ y la deposita en el buffer de salida $S2$.

En la literatura consultada, los modelos que se obtienen para sistemas con procesos independientes que comparten recursos son semejantes al que se obtuvo en la sección anterior. En este caso los procesos independientes son los planes de producción $PP1$ y $PP2$ de los productos $P1$ y $P2$, respectivamente; mientras que los recursos compartidos son los robots $R1$ y $R2$ y la máquina $M1$.

En los sistemas de manufactura flexible, la competencia por los recursos limitados por diferentes procesos puede llevar a bloqueos donde dos o más procesos esperan indefinidamente a que el otro libere sus recursos adquiridos. Los bloqueos pueden generar costos económicos innecesarios y, a veces, resultados catastróficos. Para analizar los puntos en donde el sistema puede bloquearse, las redes de Petri son ampliamente utilizadas, ya que son adecuadas para describir gráficamente la concurrencia, el conflicto y la sincronización, así como para detectar convenientemente propiedades de comportamiento. A partir de los modelos calculados con la metodología utilizada, se pueden posteriormente implementar controles supervisores que atiendan la problemática anterior, incluso se pueden hacer controles adaptativos basados en este enfoque.

5. Conclusiones

El modelado adaptativo basado en el enfoque de identificación asintótico fue de gran utilidad en el modelado de una celda de manufactura flexible.

Un aspecto importante de este enfoque es la instrumentación del sistema debido a que cuando un sistema no está completamente instrumentado los estados que alcanza no se conocen completamente y la parte no medible se tiene que inferir. En

la práctica, este tipo de sistemas es muy común debido a que tener un sistema completamente instrumentado es muy costoso. Este enfoque de modelado también se puede utilizar para sistemas completamente instrumentados.

Una ventaja de esta metodología de modelado es que considera la información disponible del sistema, en este caso las señales de salida y no es preciso conocer el comportamiento del sistema ni detalles de sus características a priori. Asimismo, la facilidad de adaptar el modelo en caso de que los planes de producción cambien, lo que es muy común en las celdas de manufactura flexible. En el caso de estudio se pudo revelar después del modelado cuáles eran los planes de producción implementados, esto fue gracias al análisis de las secuencias de transiciones calculadas a partir del comportamiento observado. Esto deja abierta la posibilidad de utilizar esta metodología para detectar especificaciones en sistemas controlados, por ejemplo, en sistemas que utilizan PLC debido a que en la mayoría de los casos los modelos disponibles no distinguen la planta del control. También es posible utilizar esta metodología para monitorear un sistema, tema a analizar cómo trabajo futuro.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] Estrada Vargas, A.P., López-Mellado, E. & Lesage, J.J. Input–output identification of controlled discrete manufacturing systems, *International Journal of Systems Science*, 456-471, 2012.
- [2] Estrada Vargas, A.P., Lesage, J.J. & López Mellado, E. A., Stepwise method for identification of controlled discrete manufacturing systems, *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, vol. 28, pp. 187-199, 2014.
- [3] Girault Claude, and Rüdiger Valk. *Petri nets for systems engineering: a guide to modeling, verification, and applications*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [4] Meda Campaña, M. E., and López Mellado Ernesto. Required event sequences for identification of discrete event systems. *42nd IEEE International Conference on Decision and Control*, vol. 4, pp. 3778-3783, 2003.

- [5] Hernández Rueda, K., Meda Campaña, M. E., and Arámburo-Lizárraga, J., Enforcing diagnosability in interpreted petri nets. *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48 (7), pp. 58-63, 2015.
- [6] Moody, John O., and Panos J. Antsaklis. Supervisory control of discrete event systems using Petri nets. Springer Science & Business Media, vol. 8, 2012.
- [7] Moreira, Marcos V., and Jean Jacques Lesage. Discrete event system identification with the aim of fault detection. *Discrete Event Dynamic Systems*, vol. 29 (2), pp. 191-209, 2019.
- [8] Ramirez Trevino, A., Ruiz Beltran, E., Aramburo Lizarraga, J., & Lopez Mellado, E. Structural diagnosability of DES and design of reduced Petri net diagnosers. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, vol. 42(2), pp. 416-429, 2011.
- [9] Zhu, Guanghui, Zhiwu Li, and Naiqi Wu. Model-based fault identification of discrete event systems using partially observed Petri nets. *Automatica*, vol. 96, pp. 201-212, 2018.