



Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana  
de Inteligencia Artificial

ISSN: 1137-3601

revista@aepia.org

Asociación Española para la Inteligencia  
Artificial  
España

Gasca, R. M.; Ortega, J. A.; Toro, M.

Diagnosis basada en modelos polinómicos usando técnicas simbólicas

Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, vol. 5, núm. 14, otoño, 2001, pp.

68- 77

Asociación Española para la Inteligencia Artificial

Valencia, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=92551405>

- ▶ Cómo citar el artículo
- ▶ Número completo
- ▶ Más información del artículo
- ▶ Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal  
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

# Diagnosis basada en modelos polinómicos usando técnicas simbólicas

R. M. Gasca, J. A. Ortega y M. Toro

Dpto. Lenguajes y Sistemas Informáticos

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática

Universidad de Sevilla

Avda. Reina Mercedes s/n 41012 Sevilla(España)

e-mail: {gasca,ortega,miguel.toro}@lsi.us.es

## Resumen

La detección y diagnosis del funcionamiento anómalo de mecanismos son importantes debido a las actuales demandas económicas y medio ambientales que las empresas requieren para permanecer en los mercados competitivos. Esto hace que sea un campo muy activo de investigación. En las últimas décadas este proceso de diagnosis se ha basado principalmente en modelos, pues se parte de un modelo explícito del sistema a diagnosticar y a partir de él se razona sobre la identificación de los subsistemas capaces de generar fallos. Muchos modelos usados en ingeniería presentan casi siempre restricciones polinómicas. Para automatizar y mejorar la diagnosis de estos sistemas, proponemos una aproximación que de forma simbólica detecta los posibles conflictos fuera de línea. Esta aproximación usa las bases de Gröbner, para generar un nuevo modelo más simple a partir de la estructura y comportamiento del modelo original. Primero, se eliminan las variables no observables y obtenemos las restricciones de los diferentes conjuntos de componentes. Despues se construye una red de posibles conjuntos conflictivos mínimos, que tienen estas restricciones polinómicas en los nodos y proponemos una metodología que está compuesta por un algoritmo que evita la reevaluación de las restricciones previas. A partir de aquí se puede obtener la diagnosis mínima. Los resultados obtenidos son similares a los mostrados en la bibliografía, pero se generan de manera automática a partir de herramientas simbólicas. La aplicación de esta aproximación puede ser muy útil en la diagnosis a bordo.

## Abstract

Detection and diagnosis of device malfunctions are important due to economic and environmental demands required for companies to remain in competitive markets. It is an active research topic. Model-based diagnosis uses an explicit model of the system to be diagnosed and to identify the subsystems that can generate faults. In engineering applications, these models are most of the times polynomial constraints. In order to automate and improve the diagnosis of these models, we propose a new approach to indentify off-line the possible conflicts in a symbolic way. It uses Gröbner basis to generate a new more single model considering the structure and behavior of original model. Firstly, it eliminates the non-observable variables and obtains new constraints of the different set of components of the system. After, we construct a context network with the possible conflicts and polynomial constraints in the nodes. Our methodology proposes an algorithm to avoid the revaluation of previous constraints. A standard framework is used to obtain the minima diagnosis. The results are similar to the ones shown in a previous work, but they are obtained by means of an automatic and symbolic tool. This approach may be very useful for on-boarding diagnosis.

## 1 Introducción

Los fallos producidos en los componentes y procesos pueden provocar paradas indeseables

y deterioro de los sistemas, con el consiguiente aumento de costos y la disminución de la producción. Es además necesario tener en cuenta que estos fallos pueden provocar un

impacto considerablemente negativo en el medio ambiente, que es necesario evitar. Por tanto para mantener los sistemas en niveles de seguridad, producción y fiabilidad deseados es necesario desarrollar mecanismos que permitan la detección y diagnosis de esos fallos que se producen en los sistemas. El cumplimiento de estos requisitos de tipo económico y medio ambiental permitirá a las empresas mantenerse en un mercado cada vez más competitivo.

En este entorno de trabajo, la monitorización debe representar un fiel reflejo del sistema y de las desviaciones que se producen del comportamiento esperado. La diagnosis permite identificar las partes que fallan. Generalmente los sistemas de diagnosis integran la monitorización (suponemos que los sensores funcionan correctamente) y la diagnosis (detección e identificación de fallos). Una tarea de diagnosis determina por qué un sistema diseñado correctamente no funciona como se esperaba. La explicación de dicho comportamiento erróneo a partir de una observación determinada es la tarea principal de la diagnosis.

La mayoría de las aproximaciones aparecidas en la última década para realizar diagnosis se han basado en el uso de modelos (DBM). Estos modelos se apoyan en el conocimiento del sistema a diagnosticar, que puede estar bien estructurado formalmente y de acuerdo con teorías bien conocidas o bien puede conocerse a través de la experiencia de un experto y datos del sistema o proceso. También se presentan algunas veces combinación de ambos tipos de información.

En el área de la Inteligencia Artificial, el trabajo pionero en este campo se presentó con el objeto de diagnosticar sistemas de componentes basándose en la estructura y su comportamiento [Davis84]. Las primeras implementaciones para diagnosis fueron DART[Genesereth84] y GDE[de Kleer&Williams87], que usaban diferentes mecanismos de inferencia para detectar los posibles fallos. La formalización de la diagnosis se presentaron en [Reiter87], [de Kleer92], donde se propone una teoría general para el problema de explicar las discrepancias entre los comportamientos observados y correctos de los mecanismos. Apoyándose en ella, la mayoría de las aproximaciones de DBM para componentes caracterizan la diagnosis de un sistema como una colección de conjuntos mínimos de componentes fallando que explican

los comportamientos observados (síntomas). De esto se deriva la importancia de disponer de un buen modelo para hacer DBM. Este tipo de diagnosis puede diagnosticar rápidamente partes importantes de los sistemas de componentes.

La diagnosis basada en modelos examina los modelos para determinar la causa de fallo. Los modelos centrados en mecanismos describen los sistemas mediante relaciones input-output. Muchos métodos de diagnóstico usan modelos centrados en mecanismos que requieren a los ingenieros desarrollar modelos de fallos así como el modelo de operación normal. Construir modelos de fallos en un sistema es útil cuando los fallos son bien conocidos y fáciles de modelar, pero ello limita el sistema de diagnosis a fallos conocidos. Una revisión de las aproximaciones acerca de la automatización de las tareas de diagnosis se puede encontrar en [Dressler96] y para una discusión de las aplicaciones de la diagnosis basada en modelos se puede consultar [Console&Dressler99]. La generalización de la diagnosis basada en la consistencia se ha propuesto[Heller01] para cubrir sistemas que contienen procesos y que cambian su estructura dinámicamente.

Otra comunidad de investigación que se ha encargado de la diagnosis de sistemas es la de localización y detección de fallos (Fault Detection and Isolation, FDI) y de las que existen diferentes estudios[Patton&Chen91], [Iserman97]. En ella se usan relaciones dentro del modelo de comportamiento. En modelos de procesos a gran escala no se dispone a veces de dichas relaciones o coexisten relaciones de diferente tipo, se propone entonces una aproximación consistente en un análisis estructural [Staroswiecki et al.01], que usa la teoría de grafos. La integración de las teorías de FDI con las de la comunidad DX procedente del área de la Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial y las pruebas de sus equivalencia se han mostrado para varios supuestos en [Cordier et al.00].

En este trabajo, presentamos una aproximación para mejorar y automatizar el proceso de diagnosis en sistemas cuyos modelos se componen de restricciones de igualdad polinómica. Para ello se utilizan algoritmos de procesamiento simbólico del modelo inicial(bases de Gröbner), que generan los posibles conflictos del modelo de acuerdo a su estructura y comportamiento. Este modelo será tratado por los correspondientes algoritmos

con el objeto de aumentar la eficiencia del proceso de diagnosis. Una propuesta[Pulido00] relacionada con nuestro trabajo respecto a los objetivos, aunque no al método, presenta el concepto de posible conflicto como alternativa al uso de registros de dependencia en línea. Se desarrolla un método para calcular las cadenas evaluables minimales y los modelos evaluables minimales.

En otro trabajo se han tratado también restricciones polinómicas[Loiez&Taillibert97] que se usan para representar bandas temporales con objeto de mejorar principalmente la observación en sistemas analógicos y utiliza un chequeo de consistencia basado en la integración para la diagnosis. Sin embargo en nuestro trabajo manipulamos simbólicamente las restricciones del modelo para reducirlo.

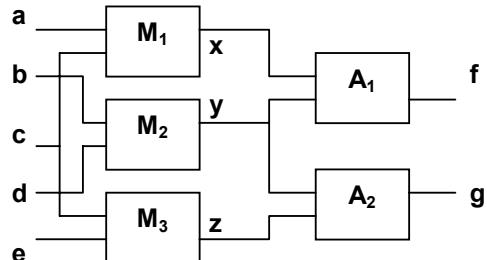
En diagnosis se han presentado trabajos que manipulan directamente de modelos lógicos, usando información precompilada estática [Frohlich&Nejdl97], donde las posibles dependencias son detectadas estáticamente. Esto ha mostrado que la eficiencia es en la mayoría de los casos mejor que la de sistemas previos. En esta línea, la idea principal de nuestro trabajo es la manipulación de los modelos constituidos por restricciones polinómicas para mejorar el tratamiento computacional.

El artículo se ha organizado de la forma siguiente: en primer lugar se presenta un ejemplo para llevar a cabo el proceso de diagnosis, y a continuación se exponen las definiciones y notación necesaria que permiten formalizar las posteriores operaciones a realizar. En la sección 4 y 5 se muestra la manera de obtener el nuevo modelo a partir del original mediante las bases de Gröbner y las estructuras de datos y algoritmos que nos llevan a una obtención eficiente de la diagnosis mínima para una determinada observación. Se finaliza presentando los resultados para dos ejemplos de observaciones y las conclusiones y los futuros trabajos en esta línea de investigación.

## 2. Ejemplo para la diagnosis basada en modelos polinómicos

Un ejemplo muy usado en la bibliografía relativa a la DBM [Davis84], [Genesereth84], [Detcher&Detcher85], [de Kleer et al. 92], [Cordier et

al.00] y [Pulido00] es el formado por tres multiplicadores y dos sumadores como se presenta en la figura 1.



**Figura 1. Circuito formado por tres multiplicadores y dos sumadores**

Los multiplicadores están representados en la figura 1, como  $M_1$ ,  $M_2$  y  $M_3$  y los sumadores como  $A_1$  y  $A_2$ .

En este sistema se trata de identificar el componente o componentes que se encuentran fallando, teniendo en cuenta que los únicos valores observables son los representados como  $a, b, c, d, e, f$  y  $g$ .

## 3 Definiciones y Notación

Las definiciones y notación usadas se apoyan en los conceptos desarrollados en la comunidad diagnosis basadas en la lógica(DX) y basada en redundancias(FDI) con objeto de aprovechar que la sinergia de ambas aproximaciones nos conduzca a los resultados de diagnóstico lo más representativos posibles de lo que está ocurriendo en el sistema en el menor tiempo posible.

Como anteriormente se ha comentado la DBM requiere de un modelo de sistema. En nuestro caso, solamente abordamos el caso en que se dispone de un modelo de restricciones del sistema que se deriva de la estructura del mismo, y en el que se dispone de las conexiones entre los componentes (modelo estructural) y el comportamiento de cada componente del modelo. Con este modelo y con la idea de formalizar el proceso de diagnosis se necesita exponer las definiciones y notación usadas en el desarrollo de este trabajo.

**Definición 1. Modelo Polinómico del Sistema(MPS):** Se define como un conjunto finito de restricciones de igualdad polinómicas  $P$  que determinan el comportamiento del sistema, mediante las relaciones entre las variables no observables del sistema( $V_{nobs}$ ) y las variables

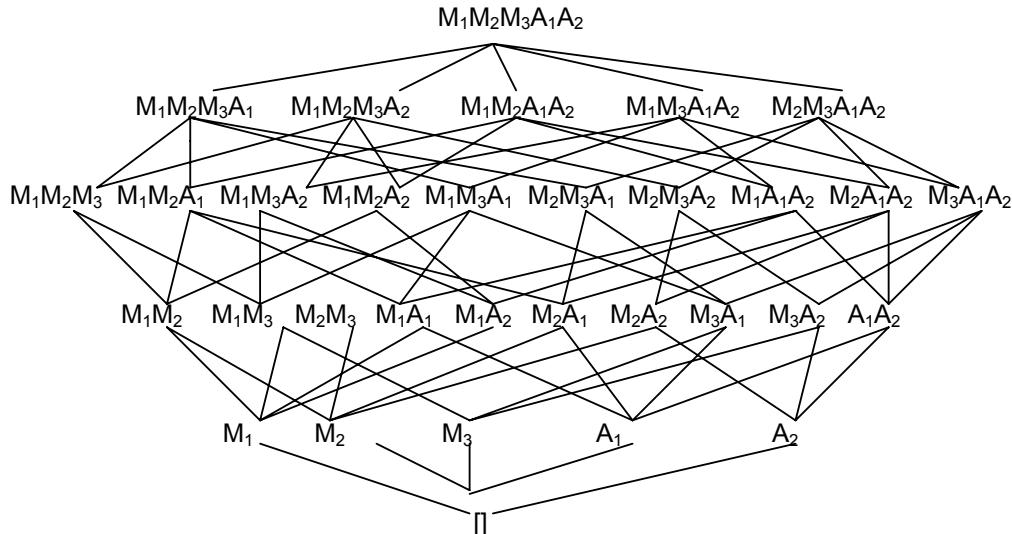
observables ( $V_{obs}$ ), que se obtienen directamente de los sensores, que se suponen que funcionan correctamente. Entonces tenemos la siguiente tupla para un modelo polinómico del sistema:

$$MPS(P, V_{obs}, V_{nobs})$$

Para el ejemplo presentado en la sección 2 tendríamos el *MPS* representado en la Tabla I.

| Restricciones Polinómicas  | Variables Observables   | Variables no Observables |
|--|---|--------------------------|
| $M_1: x=a*c$ ,<br>$M_2: y=b*d$ ,<br>$M_3: z=c*e$<br>$A_1: f=x+y$<br>$A_2: g=y+z$ | $a = a_{obs}$ ,<br>$b = b_{obs}$ ,<br>$c = c_{obs}$<br>$d = d_{obs}$<br>$e = e_{obs}$<br>$f = f_{obs}$<br>$g = g_{obs}$ | $x$<br>$y$<br>$z$        |

**Tabla I. Modelo Polinómico del sistema de tres multiplicadores y dos sumadores**



**Figura 2. Red de contextos para el problema de tres multiplicadores y dos sumadores**

**Definición 2 Modelo Observacional(MO):** Es una tupla que asigna valores a las variables observables. En el ejemplo que se propuso en la Sección 2 un conjunto de observaciones puede ser:

$$MO=\{a_{obs}=2, b_{obs}=2, c_{obs}=3, d_{obs}=3, e_{obs}=2, f_{obs}=10, g_{obs}=12\}$$

**Definición 3 Conjunto de Contextos del Sistema (CC):** Es una colección de conjuntos de los componentes que constituyen el sistema. En el caso del circuito representado en la figura 1 será:

$CC = \{A_1, A_2, M_1, M_2, M_3, \{A_1, A_2\}, \{A_1, M_1\}, \dots\}$   
y por tanto el conjunto de contextos posibles será  $2^{comp}$ . Donde *comp* es el número de componentes que se encuentran en el modelo de comportamiento del sistema.

**Definición 4 Problema de Diagnosis(PD):** Se define mediante la tupla formada por un Modelo

Polinómico de Sistema y un Modelo Observacional. El resultado de este problema será un conjunto de elementos pertenecientes al conjunto de fallos del sistema que refleje de forma mínima la información de los posibles componentes que fallan:

$$PD(MPS, MO)$$

Para obtener estos resultados necesitamos definir los siguientes conceptos:

**Definición 5 Red de contextos:** es un grafo formado por todos los elementos del conjunto de contextos del sistema de acuerdo con la forma que fue propuesta por los sistemas de mantenimiento de la razón(ATMS) [de Kleer86]. La figura 2 representa la red de contextos para el problema presentado en la Sección 2.

**Definición 6 Restricciones de un contexto:**

Conjunto de restricciones derivadas del MPS y de tal forma que aparecen relacionadas solamente las variables observadas. En el presente trabajo se abordan únicamente modelos donde las restricciones del modelo son restricciones de igualdad polinómicas. En estas restricciones se pueden evaluar su valor de verdad a partir de las variables observadas del sistema mediante la correspondiente monitorización.

**Definición 7 Conjuntos Conflictivos Mínimo:**

Los conjuntos conflictivos son aquellos contextos del sistema que cuando se realiza la comprobación de las restricciones del contexto, el resultado es inconsistente. Un conjunto conflictivo es mínimo cuando ningún subcontexto propio es inconsistente.

El uso de estos conjuntos conflictivos mínimo permite establecer una proposición para la diagnosis mínima[Reiter87]. Dado un modelo del sistema, una observación y el conjunto de componentes del sistema, una diagnosis es mínima si y solo si es un conjunto afectado de forma mínima(*hitting set*) para la colección de conjunto conflictivos mínimos. Un “*hitting set*” para una colección de conjuntos es el conjunto que intersecta a cualquier conjunto de la colección de conjuntos conflictivos mínimo. Algunas de las operaciones anteriores se pueden llevar a cabo fuera de línea, aunque generalmente se realizan en línea.

## 4 Obtención de las restricciones de los contextos de un modelo

El modelo que refleja la estructura y el comportamiento del sistema presenta las restricciones que ligan las entradas del sistema y las salidas, pero aparecen muchas veces variables intermedias que no son observables y que no permiten determinar si existen fallos en los componentes de forma directa. La idea intuitiva de la obtención de las restricciones del sistema es intentar reflejar en el mismo los aspectos estructurales, de tal forma que no se comprueben conjuntos de componentes que no están interrelacionados y por tanto no podrán constituir posibles candidatos a la diagnosis mínima. En esta línea hay que citar a un trabajo previo [Mauss&Sachenbacher99] en el que se ha mejorado la detección de la diagnosis mínima mediante el uso de agregaciones relacionales.

En este trabajo se trata de someter entonces este conjunto de restricciones del sistema a un conjunto de algoritmos simbólicos que transformen dichas restricciones para obtener lo que hemos definido como restricciones de un contexto. Para ello usaremos las bases de Gröbner, dado que las restricciones del modelo son restricciones de igualdad polinómicas.

### 4.1 Las bases de Gröbner

La teoría de las Bases de Gröbner es el origen de muchos algoritmos simbólicos que se usan para manipular polinomios de variables múltiples [Helzer95]. Para una introducción a las bases de Gröbner se pueden consultar [Buchberger65], [Buchberger85], [Hoffman89] y [Kapur92]. El algoritmo que se utiliza para las ecuaciones polinómicas del sistema se basa en las ideas propuestas por Buchberger[Buchberger85]. Este algoritmo es una generalización de la eliminación de Gauss para ecuaciones lineales multivariadas y del algoritmo de Euclides para ecuaciones polinómicas de una variable. Una base de Gröbner tiene mejores propiedades computacionales que el sistema original [Hollman93]. En particular podemos decir que es muy fácil determinar si el sistema es resoluble.

La idea principal es transformar el conjunto de restricciones polinómicas en una forma estándar para la resolución de problemas. Dado el conjunto de restricciones polinómicas de igualdad de la forma  $P=0$ , las bases de Gröbner nos proporcionan un sistema equivalente  $G=0$ , el cual tiene la misma solución que el original, pero generalmente es más sencillo de resolver.

También se ha demostrado [Buchberger85] que dado el conjunto de restricciones polinómicas de la forma  $P=0$  no tiene solución si y solo si 1 esta en la base de Gröbner de  $P$ , por tanto se puede encontrar la inconsistencia de la red o encontrar el valor buscado.

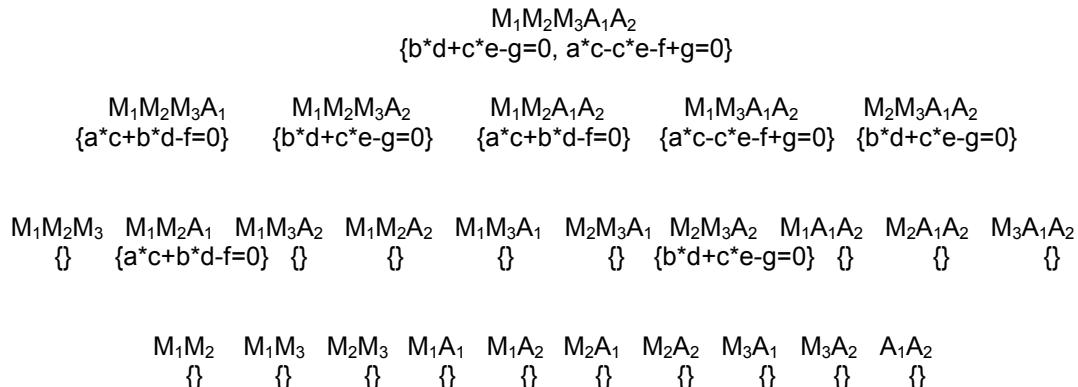
Respecto a las ventajas que supone el uso de las bases de Gröbner para los modelos de sistemas sujetos a diagnosis, tenemos que:

- Si el modelo es sobrerestringido y contiene ecuaciones redundantes, al calcular una base de Gröbner reducida, estas redundancias se eliminan.

- Si el modelo es sobrerestringido e inconsistente, una de las restricciones que proporciona el algoritmo es  $1=0$ , que es inconsistente obviamente.
- Si el modelo es infrarrestringido, el nuevo modelo también aporta información útil para su posterior resolución.

Para este trabajo se dispone de una función, que hemos denominado *BaseDeGrobner*, que calcula las bases de Gröbner de tal forma que dado un sistema a diagnosticar, representado por un *MPS* formado por un conjunto finito de ecuaciones polinómicas, un conjunto de variables observables y un conjunto de variables no observables se obtiene el conjunto de restricciones de los diferentes contextos.

Sea por ejemplo el contexto representado por los componentes  $M_1M_2M_3A_1A_2$ , entonces la función *BaseDeGrobner* recibe los tres conjuntos anteriores. Así tenemos que para la función



**Figura 3. Red de contextos con restricciones simbólicas**

Este esquema de restricciones del contexto, nos indica en un primer lugar, las restricciones que deben satisfacerse para cada nodo de la red de contextos y en segundo lugar muestra que la mayoría de los nodos de tres componentes y todos los nodos de dos componentes de la red de contextos no podrán catalogarse como conjuntos conflictivos mínimos, por tanto el algoritmo de búsqueda evitará el tratamiento computacional de los mismos. Ello favorecerá la eficiencia del proceso de búsqueda de los conflictos posibles.

*BaseDeGrobner*( $\{M_1M_2M_3A_1A_2\}, \{a,b,c,d,e,f,g\}, \{x, y, z\}$ ) daría como resultado el siguiente sistema de restricciones polinómicas:

$$\{b^*d+c^*e-g=0, a^*c-c^*e-f+g=0\}$$

La aplicación de esta función a los diferentes contextos de un modelo particular, permitirá la construcción de la red de contextos dirigida por restricciones.

#### 4.2 Construcción de la red para la búsqueda dirigida por restricciones simbólicas

Para el problema de la sección 2 se tiene que mediante la aplicación de la correspondiente función *BaseDeGrobner* a cada contexto de la red de contextos presentada en la figura 2 obtiene una nueva red de restricciones como la representada en la figura 3.

#### 5 Metodología para la diagnosis

El método para llevar a cabo la diagnosis aplica primeramente un algoritmo de búsqueda dirigido por las restricciones simbólicas obtenidas anteriormente, con la idea de obtener los posibles contextos conflictivos mínimos. Finalmente se obtiene la diagnosis mínima mediante la determinación de los *hitting set* para el conjunto de contextos conflictivos mínimos.

## 5.1 Búsqueda dirigida por restricciones simbólicas de los posibles conjuntos conflictivos mínimos

La búsqueda de los conjuntos conflictivos se realiza construyendo en un principio una estructura de datos con la información de las restricciones obtenidas en el apartado 4.2.

| Número de restricción | Restricción Conflictiva Mínima | Valor | Evaluada |
|-----------------------|--------------------------------|-------|----------|
| 1                     | $b^*d+c^*e-g=0$                |       | Falso    |
| 2                     | $a^*c-c^*e-f+g=0$              |       | Falso    |
| 3                     | $a^*c+b^*d-f=0$                |       | Falso    |

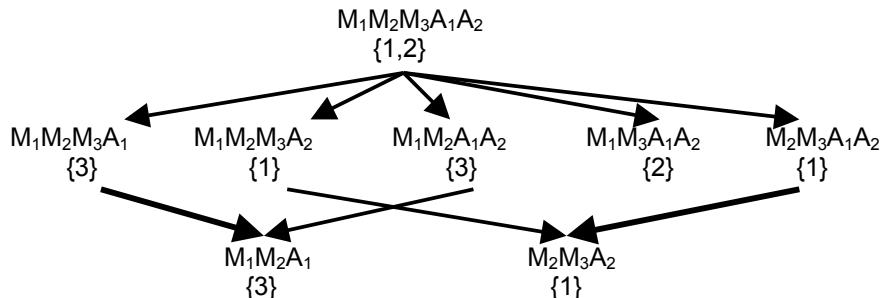
**Tabla II. Estructura de dato para el algoritmo de búsqueda**

En esta estructura las restricciones están indexadas para llevar a cabo un proceso de búsqueda más eficiente y posee un campo *evaluada* para no volver a realizar el cálculo de la satisfacción de dicha restricción para un determinado modelo observacional. La estructura de dicha información para el problema ejemplo se muestra en la Tabla II. La satisfacción de la restricción puede consistir en una función que evalúa la distancia del valor obtenido al valor cero.

La red de contextos para la búsqueda de posibles conjuntos conflictivos mínimos se representa en la figura 4. Donde los números que aparecen en la parte inferior de cada contexto son los índices de las restricciones que le corresponden a dicho contexto. Para determinar los posibles conjuntos conflictivos mínimos solamente tenemos que recorrer el grafo partiendo de los nodos inferiores de tal forma que si alguno de los contextos superiores contiene los números de restricciones de los anteriores estos no se consideran como conflictos posibles.

Así tenemos que se puede observar que al recorrer el grafo a partir del contexto  $M_1M_2A_1$  los contextos que le anteceden  $M_1M_2M_3A_1$  y  $M_1M_2A_1A_2$  no tendrán que considerarse, pues contienen el mismo número de restricción y su evaluación por tanto no tiene sentido realizarla en el proceso de diagnosis. Por tanto el contexto  $M_1M_2A_1$  es un conjunto conflictivo mínimo.

Igualmente ocurre con el contexto  $M_2M_3A_2$  donde se observa que los contextos superiores tienen asociado el mismo número de restricción y por tanto estos no serán conjunto conflictivos mínimos. Podemos decir entonces, como en el caso anterior, que éste contexto también es un conjunto conflictivo mínimo. Por último tenemos que  $M_1M_3A_1A_2$  contiene la restricción 2



**Figura 4. Red de contextos para la búsqueda de conjuntos conflictivos mínimos**

que ya está recogida en el nodo anterior y por tanto este contexto también es un conjunto conflictivo mínimo. Por todo ello se han reducido el número de los posibles conjuntos conflictivos mínimos de un total de 8 a un conjunto de 3 posibles conjuntos conflictivos mínimos, que son  $\{M_1, M_2, A_1\}$ ,  $\{M_1, M_3, A_1, A_2\}$ ,  $\{M_2, M_3, A_2\}$ . Estos resultados han sido obtenidos también en un reciente trabajo[Pulido00] pero la metodología usada, como hemos dicho

anteriormente se basa en los conceptos de cadena evaluable minimal y modelo evaluable minimal.

Para estudiar dos casos particulares de diagnosis se tienen dos modelos observacionales:

$$MO_1 = \{a_{obs}=3, b_{obs}=2, c_{obs}=2, d_{obs}=3, e_{obs}=3, f_{obs}=10, g_{obs}=12\}$$

$$MO_2 = \{a_{obs}=3, b_{obs}=2, c_{obs}=2, d_{obs}=3, e_{obs}=3, f_{obs}=10, g_{obs}=10\}$$

Con los anteriores posibles conjuntos conflictivos mínimos y cada modelo observacional vamos a encontrar la diagnosis mínima. Se comprobará si el sistema está respondiendo al comportamiento previsto, mediante la evaluación de las restricciones de los citados posibles conjuntos conflictivos mínimos. Si la correspondiente evaluación de restricciones de dicho contexto se evalúa a falso, entonces este conjunto conflictivo mínimo recoge el conjunto de posibles componentes que no se comporta correctamente.

Los resultados obtenidos para los conjuntos conflictivos mínimos de los dos modelos observacionales son similares a los aparecidos en la bibliografía, pero son obtenidos de forma automática mediante la satisfacción de restricciones asociada a cada uno de los conjuntos conflictivos. Para nuestro ejemplo sería la comprobación de la satisfacción de las restricciones reseñadas como 1, 2 y 3 separadamente. Todo ello afectará de forma significativa a la eficiencia del proceso de diagnosis. En la tabla III se recogen los resultados obtenidos para el ejemplo presentado en el apartado segundo

| Modelo Observacional | Conjuntos Conflictivos Mínimos  |
|----------------------|---|
| MO <sub>1</sub>      | {M <sub>1</sub> , M <sub>2</sub> , A <sub>1</sub> }, {M <sub>1</sub> , M <sub>3</sub> , A <sub>1</sub> , A <sub>2</sub> } |
| MO <sub>2</sub>      | {M <sub>1</sub> M <sub>2</sub> A <sub>1</sub> }, {M <sub>2</sub> , M <sub>3</sub> , A <sub>2</sub> }                      |

**Tabla III. Conjuntos conflictivos mínimos obtenidas por el algoritmo de búsqueda para dos modelos observacionales**

## 5.2 Determinación de la diagnosis mínima a partir de los conjuntos conflictivos mínimos

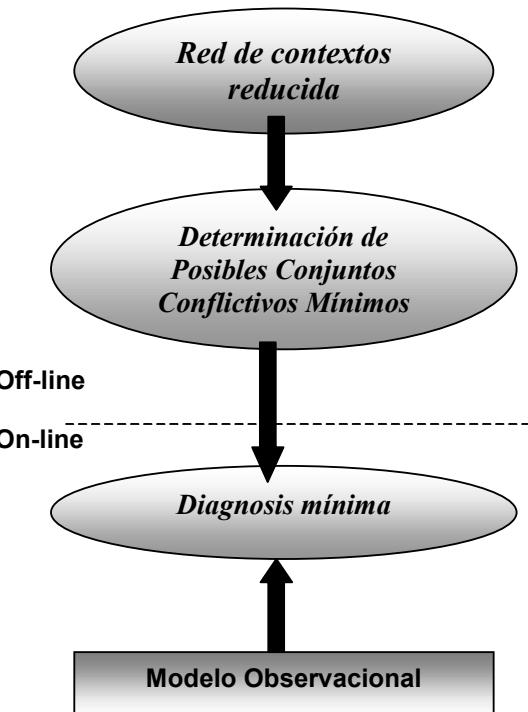
El proceso de diagnosis se configura entonces como una parte off-line que es el cálculo de la red reducida de restricciones simbólicas y la obtención de los posibles conjuntos conflictivos mínimos y un proceso on-line que usa estos posibles conjuntos conflictivos para los diferentes modelos observacionales. A partir de estos conjuntos conflictivos mínimos se utiliza un método estándar para obtener la diagnosis mínima que consiste en encontrar los *hitting set* para el conjunto de restricciones conflictivas.

Para los modelos observacionales que se han presentado anteriormente se obtienen los resultados que aparecen recogidos en la tabla IV.

| Modelo Observacional | Diagnosis Mínima  |
|----------------------|---|
| MO <sub>1</sub>      | {A <sub>1</sub> }, {M <sub>1</sub> }, {A <sub>2</sub> , M <sub>2</sub> }, {M <sub>2</sub> , M <sub>3</sub> }  |
| MO <sub>2</sub>      | {M <sub>2</sub> }, {A <sub>1</sub> A <sub>2</sub> }, {A <sub>1</sub> , M <sub>3</sub> }, {A <sub>2</sub> , M <sub>1</sub> }, {M <sub>1</sub> , M <sub>3</sub> } |

**Tabla IV. Diagnosis Mínima para dos Modelos Observacionales del Circuito de la Sección 2**

Para cada uno de los modelos observacionales se han obtenido los contextos susceptibles de estar produciendo un fallo en el sistema. Todo el proceso de diagnosis del sistema se realiza como hemos dicho parte en línea y parte fuera de línea.



**Fig 5. Metodología de diagnosis basada en modelos polinómicos**

En esta fase se ha producido una reducción sustancial de la comprobación de la satisfacción de solamente tres posibles conjuntos conflictivos mínimo, el proceso total se lleva a cabo de forma bastante eficiente. En la figura 5 presentamos un resumen de las fases de nuestra

metodología, que se realizan tanto fuera de línea y como en línea. Así tenemos que mediante la utilización de las bases de Gröbner obtenemos una red de contextos reducida y a partir de ella se obtiene los posibles conjuntos conflictivos mínimos, simplemente determinando la redundancia de las restricciones que los ligan. Todo esto se realiza off-line. Solamente queda como proceso en línea, la identificación de los posibles conjuntos conflictivos mínimos que no satisfacen un determinado modelo observacional.

## 6. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se han aplicado las técnicas simbólicas de procesamiento de las relaciones que ligan a los componentes de los mecanismos mediante las bases de Gröbner, para obtener conocimiento compilado de las restricciones de un modelo de un sistema sujeto a diagnosis. Ello consigue una reducción y mejora del tratamiento computacional de la red de contextos. La estructura de datos que mantiene este conjunto reducido de restricciones permite no tener que realizar un recálculo de la satisfacción de dichas restricciones. También puede ser de utilidad la metodología que hemos presentado por la reducción que realiza de la red de contextos principalmente en los modelos que son sobrerestringidos.

Consideramos que puede ser motivo de una investigación futura, tener en cuenta diferentes valores cualitativos de verdad entre 0 y 1 para indicar el grado de satisfacción de las restricciones y con ello indicar en cierto modo las preferencias de determinadas diagnosis mínimas sobre otras. También una investigación en curso trata sobre la aplicación de esta aproximación a sistemas híbridos donde existen ecuaciones polinómicas y no polinómicas. La extensión de todo ello a los sistemas dinámicos se considera como el objetivo final de esta línea de investigación.

## 7. Referencias

[Buchberger65] Buchberger, B. *Ein algorithmus zum auffinden der basiselemente des restklassenringes nach einen multidimensionalen polynomideal*, Ph. D. Thesis (en alemán) Universitat Innsbruck, 1965.

[Buchberger85] Buchberger B. *Gröbner bases: An algorithmic method in polynomial ideal theory*. En Multidimensional Systems Theory, N. K. Bose, ed., D. Reidel Publishing Co., pag 184-232, 1985.

[Console&Dressler99] Console L. y Dressler O. *Model-based diagnosis in the real world: Lessons learned and challenges remaining*. En Proceedings IJCAI'99 pag 1393-1400, 1999.

[Cordier et al.00] Cordier M. O., Dague P., Dumas M., Lévy F., Montmain J., Staroswiecki M. Y Travé-Massuyès L. *A comparative analysis of AI and control theory approaches to model-based diagnosis*. En Proceedings ECAI 2000, pag 136-140, 2000.

[Davis84] Davis R. *Diagnostic reasoning based on structure and behavior* En Artificial Intelligence, 24 pag 347-410, 1984.

[De Kleer86] De Kleer J. *An Assumption-based Truth Maintenance System*. En Artificial Intelligence 28(2) pag 127-161, 1986.

[De Kleer&Williams87] De Kleer J. y Williams B.C. *Diagnosing multiple faults*. Artificial Intelligence, 1987.

[Detcher&Detcher85] Detcher R. y Detcher A. *Structure-Driven Algorithms for Truth Maintenance*. En Artificial Intelligence, 1985.

[De Kleer et al.92] J. de Kleer, A. Mackworth, and R. Reiter, *Characterizing diagnoses and systems*. En Artificial Intelligence, 56(2-3), 197-222, 1992.

[Dressler&Struss96] Dressler O. y Peter Struss *The Consistency-based approach to automated diagnosis of devices*. En Brewka(ed). Principles of Knowledge Representation, CSLI, 1996.

[Fröhlich&Nejdl97] Fröhlich P. y Nejdl W. *Static Model-Based Engine for Model-Based Reasoning*. En Proceedings IJCAI'97 pag 466-471, 1997.

[Genesereth84] Genesereth M. *The use of design descriptions in automated diagnosis*. En Artificial Intelligence: Vol 24 pag 411-436, 1984.

[Heller&Struss01] Heller U. y Struss P. G+DE-The Generalized Diagnosis Engine en Proceedings DX'01 pag 79-86, 2001.

- [Helzer95] Helzer G. *Gröbner Bases*. En The Mathematica Journal Vol 5 Issue 1, 1995.
- [Hoffman89] Hoffman C. M. *Geometric and solid modeling: An Introduction*, Morgan Kaufmann, 1989.
- [Hollman93] Hollman J. y Langemyr. *Algorithms for Non-linear algebraic constraints en Constraint Logic Programming Selected Research* pag 113-131, 1993.
- [Iserman97] Iserman R. *Supervision, fault detection and fault-diagnosis—an introduction*. En Control Engineering Practice ,5(5) pag 639-652 1997.
- [Kapur&Laksman92] Kapur D. y Lakshman Y. N., *Elimination Methods: An Introduction*, en Symbolic and Numerical Computation for Artificial Intelligence, D. Kapur and Mundy (eds.), Academic Press, 1992.
- [Kapur95] Kapur, D. *An Approach for Solving Systems of parametric Polynomial Equations*. En Principles and Practice of Constraint Programming, pag 218-243,1995.
- [Loiez&Taillibert97] Loiez E. y Taillibert P. *Polynomial temporal Band sequences for analog diagnosis*. En Proceedings IJCAI'97 pag 474-479, 1997.
- [Mauss&Sachenbacher99] Mauss J. y Sachenbacher M. *Conflict-Driven Diagnosis using Relational Aggregations*, En QR'99 pag 302-311, 1999.
- [Patton&Chen91] Patton R.J. and J. Chen. *A review of parity space approaches to fault diagnosis* IFAC-SAFEPROCESS Symposium Baden-Baden-1991.
- [Pulido00] Pulido J. B. *Posibles conflictos como alternativa al registro de dependencias en línea para el diagnóstico de sistemas continuos*. Tesis Doctoral de la Universidad de Valladolid, 2000.
- [Reiter87] Reiter R. *A theory of diagnosis from first principles*. En Artificial Intelligence, 32(1), pag 57-96, 1987.
- [Staroswiecki et al.01] Staroswiecki M., Cassar J.P. y Declerck P. *A structural framework for the design of FDI system in large scale industrial plants*. En Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems Patton ,Frank y Vlark(Eds.) 2465-283, 2001