
Comparación de Estrategias para el Diseño Óptimo de Instrumentación en Plantas de Proceso

M. Carnero⁽¹⁾, J. Hernandez⁽¹⁾ y M. Sánchez⁽²⁾

⁽¹⁾ Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Río Cuarto,
Campus Universitario, (5800) Río Cuarto-Argentina (e-mail: mcarnero@ing.unrc.edu.ar)

⁽²⁾ Planta Piloto de Ingeniería Química (UNS-CONICET),
Camino La Carrindanga Km. 7, (8000) Bahía Blanca-Argentina (e-mail: msanchez@plapiqui.edu.ar)

Resumen

En este trabajo se compara el desempeño de la estrategia determinística Branch y Bound y una estrategia estocástica basada en Algoritmos Genéticos para resolver el diseño de una red de sensores correspondiente al sistema de vapor de una planta de producción de metanol. Se considera como función objetivo el costo total de instrumentación y el diseño satisface restricciones de precisión y estimabilidad sobre un conjunto de variables claves del proceso. La localización óptima de sensores comprende determinar para cada variable de proceso si será o no será medida. Si es medida, se determina cuántos sensores la medirán y cuáles son sus características. La formulación resulta en un problema de optimización combinatorial del tipo NP-completo, que puede abordarse mediante la aplicación de estrategias determinísticas y estocásticas. Los resultados alcanzados evidencian que la estrategia evolutiva siempre proporciona buenas soluciones con bajo costo computacional. Por el contrario, el procedimiento determinístico no encuentra una solución en un tiempo razonable para sectores de planta de mayor dimensión.

Comparison of Strategies for the Optimal Instrumentation Design of Processing Plants

Abstract

This study compares the performance of a deterministic technique, the Branch and Bound method, with a stochastic strategy based on Genetic Algorithms for solving the sensor network design of the steam system of a methanol production plant. The objective function is the total instrumentation cost, and the design satisfies precision and estimability constraints on a set of key process variables. The optimal location of sensors consists of determining if each process variable is measured and when achieved, selecting the number and features of the instruments to be used for the measurement. This formulation results in an NP-hard combinatorial optimization problem which can be solved using deterministic and stochastic strategies. The results obtained indicated that the evolutionary strategy always provided good solutions with lower computational cost. On the contrary, the deterministic procedure failed to find a solution in a reasonable time for large-scale plant sectors.

Keywords: process design, instrumentation sensor network, optimization, genetic algorithms

INTRODUCCIÓN

En respuesta a los desafíos comerciales experimentados por la industria de procesos, hoy en día resulta frecuente encontrar aplicaciones de optimización en línea, control estadístico de procesos, sistemas de diagnóstico de fallas, y tareas de mantenimiento predictivo y basado en la confiabilidad. Resulta evidente que la disponibilidad de información del proceso es indispensable para la ejecución de todas estas actividades. El grado de desarrollo alcanzado por los sistemas de monitoreo en línea y almacenamiento de datos permitieron disponer de un gran volumen de información de las plantas químicas. Por otra parte, la calidad del conocimiento adquirido, en lo relativo a su exactitud y precisión, mejoró gracias a la aplicación de procedimientos de Reconciliación de Datos (Romagnoli y Sánchez, 1999).

En vista de los beneficios conseguidos con la utilización de información más exacta y precisa del proceso, tanto en el plano económico como en el de la seguridad y medio ambiente, es necesario dirigir ahora la atención hacia el origen de la información, es decir, el conjunto de instrumentos instalados en la planta.

El diseño de un Sistema de Instrumentación es una tarea compleja que comprende tres etapas (Madron, 1992): 1) definición de los objetivos globales del sistema, 2) selección de las mediciones, 3) especificación de los detalles de implementación, tales como el intervalo entre mediciones, el método de toma de muestra, la interfase con el operador, etc. La información disponible del proceso depende esencialmente de la selección de instrumentos realizada en el segundo nivel, pues el grado de estimabilidad de las variables es función de la topología de la planta y de las observaciones realizadas. La selección del subconjunto de variables medidas, o Diseño de la Red de Sensores, se realiza durante la preparación del Diagrama de Proceso e Instrumentación. Es práctica común basar la decisión en la experiencia previa con plantas similares y en reglas empíricas, ya que no existen paquetes de cómputo que ayuden al diseñador en esta tarea (Narasimhan y Jordache, 2000). En consecuencia la disponibilidad de estrategias para efectuar la selección óptima de sensores resulta de sumo interés, ya que permitirá efectuar, en forma eficiente y automática, el diseño y/o actualización de

Sistemas de Instrumentación. De esta manera se conseguirá una asignación óptima de los recursos económicos, que asegure la disponibilidad de la información requerida del proceso y niveles de seguridad aceptables.

La operación de una planta química puede representarse a través de un modelo matemático o conjunto de ecuaciones que relaciona las variables involucradas en el proceso. Dentro de estas últimas se distinguen dos subconjuntos: a) variables requeridas, o variables cuyo valor debe ser estimable; b) variables no requeridas. El diseño de la red de sensores de una planta química con fines de monitoreo consiste en determinar para cada variable de proceso si será medida, y en tal caso, indicar cuántos sensores la medirán y cuáles son sus características (por ejemplo: costo, precisión, probabilidad de falla, etc.). El diseño debe garantizar la estimabilidad de las variables requeridas (Bagajewicz, 2000).

Asumiendo que la operación de la planta en estado estacionario se representa por el siguiente conjunto de ecuaciones lineales

$$Dz = A_1 x + A_2 u = 0$$

Siendo: $D [m,n]$ la matriz de incidencia del proceso, z el vector de caudales másicos, x y u los vectores de variables medidas y no medidas respectivamente, A_1 y A_2 submatrices de D de dimensión compatible, el problema de diseño óptimo de instrumentos consiste en determinar la partición óptima del vector z en los vectores x y u . La formulación general para dicho problema es la siguiente: (Carnero *et al.*, 2005):

$$\text{Min } f(\mathbf{q})$$

s.t.

$$g_j(\mathbf{q}) \leq g_j^*(\mathbf{q}) \quad \forall j \in S \quad (1)$$

$$\mathbf{q} \in \{0,1\}^n$$

siendo: \mathbf{q} un vector de variables binarias tal que $q_i = 1$, si la variable i se mide, $q_i = 0$ en caso contrario; $f(\mathbf{q})$ representa el criterio de desempeño que puede ser unidimensional o multidimensional y $g_j(\mathbf{q})$ indica la restricción impuesta sobre la calidad de la estimación de la j -ésima variable clave. Además S es el conjunto de variables requeridas o claves del proceso.

Los criterios de desempeño, $f(q)$, pueden ser diversos, por ejemplo: el costo del sistema de instrumentación, el error global de estimación de las variables requeridas, la confiabilidad del sistema, etc. En cuanto al conjunto de las restricciones, $g_j(q)$, el diseño debe garantizar la estimabilidad de las variables requeridas, como así también las condiciones impuestas, por ejemplo, sobre su precisión, confiabilidad o disponibilidad. En la literatura (Bagajewicz, 2000) se han analizado en profundidad los casos particulares derivados de la formulación general presentada.

Cualquiera sea la función objetivo y restricciones del problema (2), éste resulta un problema de optimización combinatorial con un número elevado de variables binarias. La solución de este tipo de problemas se ha abordado usando métodos de optimización determinísticos y estocásticos.

El diseño de una red de caudalímetros de mínimo costo de adquisición, que asegure la estimabilidad de todos los flujos máxicos del proceso, conociendo las relaciones funcionales dadas por los balances de masa, puede resolverse utilizando un algoritmo determinístico llamado goloso (algoritmo greedy) que garantiza la obtención del óptimo global en tiempo polinomial (Madron, 1992; Carnero *et al.*; 2001).

No se han reportado métodos determinísticos con las características previamente enunciadas para la resolución de formulaciones de diseño más complejas. Las estrategias determinísticas exploradas han sido Algoritmos Exponenciales y Algoritmos de Búsqueda Local. Dentro del primer grupo merecen citarse: 1) el procedimiento basado en la enumeración implícita con criterio de terminación propuesto por Bagajewicz (1997) para resolver ejemplos académicos y, 2) la estrategia Branch and Bound utilizada para resolver problemas de optimización de tamaño pequeño con funciones objetivo lineales y restricciones convexificadas (Bagajewicz y Cabrera, 2002; Chmielewski *et al.*, 2002). Los algoritmos de búsqueda de óptimos locales en la vecindad de un punto (Narasimhan y Jordache, 2000) se restringieron a resolver problemas en los cuales el número de sensores a instalar se fija a priori. La estrategia Branch and Bound supera a las restantes técnicas determinísticas en eficiencia y generalidad de aplicación.

Las estrategias de optimización estocástica son métodos probabilísticos de orden cero, ya que sólo requieren los valores de la función a ser optimizada, y de búsqueda global. Pueden salir de un óptimo local dado que mantienen selectivamente un conjunto de soluciones de menor desempeño que la actual, las cuales pueden evolucionar hacia el óptimo global. Las desventajas residen en que dada su naturaleza estocástica a no ofrecen ninguna garantía de convergencia para una corrida dada, y además el costo computacional puede ser elevado; aunque esta última característica se supera sustancialmente incorporando conocimiento específico del problema a resolver.

Las estrategias de localización óptima de sensores encontradas en la literatura son procedimientos evolutivos basados en Algoritmos Genéticos (AG). Sen *et al.* (1998) resolvieron el diseño de redes con un número de sensores establecido previamente, característica que los hace restrictivos a casos particulares de diseño. Recientemente Chao-An *et al.* (2003) presentaron un procedimiento para maximizar la disponibilidad de la red de sensores sujeta a restricciones de costo y precisión sobre las variables claves, pero resolvieron el problema para redes de pequeño tamaño utilizando el AG tradicional. Carnero *et al.* (2004) desarrollaron un procedimiento híbrido que utiliza una población estructurada con un modelo de vecindades lineales asociada a una técnica de búsqueda local; además Gerkens y Heyen (2004) propusieron algoritmos paralelos basados en AG.

OBJETIVOS

El diseño de una red de sensores de mínimo costo de adquisición (CT) que satisfice las restricciones de estimabilidad y precisión sobre un determinado conjunto de variables claves se formula de acuerdo a la ecuación 2, donde: c_i es el costo del caudalímetro disponible para medir el flujo i ; E_k representa el Grado de Estimabilidad de la variable k (Bagajewicz y Sánchez, 1999) y $\hat{\sigma}_j$ indica el desvío estándar de la estimación de la variable j obtenida después de aplicar un procedimiento de Reconciliación de Datos

Las restricciones de estimabilidad y precisión se imponen sobre los flujos pertenecientes a los subconjuntos S_K y S_J respectivamente.

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \quad & CT = \sum_{i=1}^n c_i q_i \\
 \text{s.t.} \quad & \hat{\sigma}_j(\mathbf{q}) \leq \sigma_j^*(\mathbf{q}) \quad \forall j \in S_j \\
 & E_k(\mathbf{q}) \geq 1 \quad \forall k \in S_K
 \end{aligned} \tag{2}$$

La motivación de este trabajo es determinar el alcance de la técnica determinística Branch and Bound para resolver el problema (2) y comparar su desempeño con el método estocástico ad-hoc basado en Algoritmos Genéticos desarrollado por Carnero *et al.* (2005).

METODOLOGÍA

En esta sección se describen sucintamente las estrategias involucradas en el estudio y se determinan los alcances del procedimiento de comparación.

Método Branch and Bound

Se basa en la enumeración inteligente de todas las soluciones posibles en un problema de optimización combinatoria. La implementación de un método de estas características requiere que el problema particular a resolver exhiba dos condiciones:

a) que un conjunto de soluciones, representadas por un nodo, pueda particionarse en subconjuntos mutuamente excluyentes. Cada uno de estos subconjuntos son denominados hijos del nodo original. El término Branch o ramificación está referido a estas particiones sucesivas del espacio de soluciones.

b) Se debe contar con un algoritmo para el cálculo de un límite inferior, Bound, sobre el valor de la función objetivo de cualquier solución en un subconjunto dado. Estos límites inferiores son utilizados para construir una prueba de optimalidad sin inspección exhaustiva de todo el espacio de búsqueda.

Para este trabajo se implementó el procedimiento Branch and Bound descrito por Jan *et al.* (1993).

Método estocástico basado en Algoritmos Genéticos

Los algoritmos evolutivos son procedimientos estocásticos que mantienen una población de individuos $P(t) = \{x_1^t, \dots, x_N^t\}$ para cada iteración

t . Cada individuo constituye una solución potencial del problema a tratar, la cual se representa mediante una estructura de datos S . La solución x_i^t se evalúa utilizando una medida de su aptitud o función de fitness. Luego se forma una nueva población (iteración $t+1$) seleccionando los mejores individuos de $P(t)$. Algunos miembros de la nueva población sufren transformaciones unarias m_i (mutación), que crean un nuevo individuo a partir de sí mismo ($m_i: S \rightarrow S$) y transformaciones de orden más alto c_j (tipo cruzamiento) que crean nuevos individuos combinando partes de algunos (dos o más) individuos ($c_j: S \times S \dots \times S \rightarrow S$). El algoritmo se ejecuta un cierto número de generaciones ó hasta que se satisface algún criterio de detención. El mejor individuo se considera una solución del problema cercana a la óptima.

El procedimiento propuesto por Carnero *et al.* (2005) utiliza una población estructurada con un modelo de vecindades unidimensional. El intercambio de información entre los individuos está restringido a una estructura de vecindad local. Esto es, un individuo dado tiene su propio conjunto de compañeros potenciales de apareamiento definido por la vecindad del individuo; al mismo tiempo un mismo individuo pertenece a varios conjuntos de apareamiento. El solapamiento de las vecindades permite una difusión uniforme de las buenas soluciones a través de la grilla.

Las características distintivas del procedimiento son:

a) Generación de una población inicial que satisfaga la condición de estimabilidad de las variables requeridas

b) Uso de la función de fitness, F , propuesta por Deb (2000) que considera la violación de las restricciones de la siguiente manera:

$$F = \begin{cases} \sum_{i=1}^n c_i q_i & \text{si } \mathbf{q} \text{ es factible} \\ CT_{\max} + Q(\mathbf{q}) & \text{si } \mathbf{q} \text{ es no factible} \end{cases} \tag{3}$$

siendo

$$Q(\mathbf{q}) = \begin{cases} (CT_{\max} - \sum_{i=1}^n c_i q_i) \left(\frac{ncu}{nr} \right) & \text{caso 1} \\ \sum_{i=1}^n c_i q_i \left(\frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \frac{\sigma_r - \sigma_i^*}{\sigma_r} \right) & \text{caso 2} \end{cases} \tag{4}$$

Caso 1) si q no satisface restricciones de S_k
 Caso 2) si q satisface restricciones de S_k pero no de S_j

CT_{max} es el costo de medir todas las variables, R y ncu representan el número de variables en S_j y S_k , respectivamente, cuyas restricciones no se satisfacen y, nr es el número de variables pertenecientes al conjunto S_k .

a) Selección por ranking, seguida de elección del conjunto de padres mediante muestreo estocástico universal. El conjunto de madres se forma con los mejores individuos de la vecindad local de cada padre.

b) La reubicación de la descendencia se realiza de forma tal de respetar las vecindades de los progenitores e incorporar elitismo al algoritmo, capturando buenas soluciones que permanecerán en las sucesivas generaciones.

c) Ejecución de un procedimiento de búsqueda local luego de la actualización de la población. Se selecciona una porción de la población que cumple la condición de estimabilidad de las variables requeridas y tiene los mejores valores de F . Para cada miembro de este grupo, el algoritmo busca un nuevo individuo tal que F disminuya por eliminación de una variable medida o por intercambio de una variable medida por una no medida manteniendo la estimabilidad de las variables requeridas. Si la búsqueda es exitosa, la solución actual es reemplazada por la nueva. La búsqueda local se efectúa utilizando las fórmulas derivadas para la clasificación de variables de proceso en sistemas lineales (Romagnoli y Sánchez, 1999).

Comparación de Desempeño

La estrategia Branch and Bound se ha utilizado para resolver problemas de diseño de redes de sensores de tamaño pequeño a medio. A fin de delimitar el alcance de su uso, se seleccionó el diagrama de flujo del sistema de vapor de una planta de producción de metanol (Serth y Heenan, 1986), se tomaron subsistemas de tamaño cada vez mayor de dicho diagrama de flujo y se aplicaron los procedimientos descritos anteriormente para resolver el problema (2). Los resultados alcanzados al aplicar cada estrategia se presentan en la sección siguiente y fueron obtenidos utilizando las mismas herramientas de software y hardware.

RESULTADOS

El diagrama de flujo empleado consta de 11 unidades interconectadas por 28 corrientes y se esquematiza en la Figura 1. La información de los valores verdaderos de los caudales máxicos para cada corriente del proceso, el desvío estándar del error de la medición y el costo de cada instrumento de medición disponible para medir el correspondiente caudal se extrajo del trabajo de Sen *et al.* (1998).

Los ejemplos consideran que los sensores pueden ubicarse sobre cualquier corriente, suposición que aumenta el número de combinaciones a evaluar por el algoritmo de resolución. El espacio de búsqueda cuando se considera el diagrama de flujo completo consta de $2^{28}=268.435.456$ combinaciones posibles.

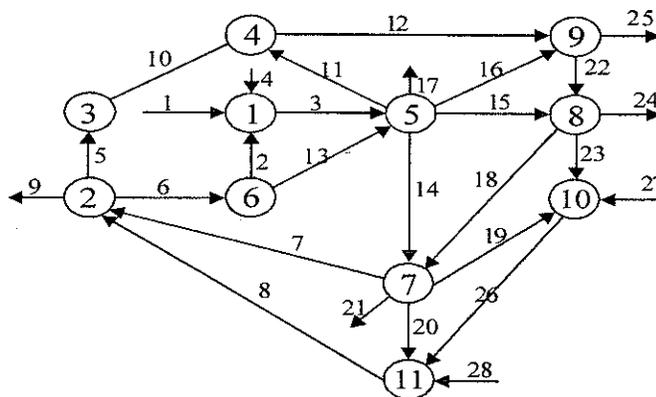


Fig. 1: Diagrama de Flujo del Sistema de Vapor

En la Tabla 1 se presentan los resultados alcanzados mediante la estrategia Branch and Bound para el diseño de sensores de distintas porciones del diagrama de flujo. El Sector 1 comprende 5 unidades y 13 corrientes, el Sector 2 abarca 6 equipos y 17 corrientes y el Sector 3 consta de 7 equipos y 21 corrientes. La dimensión de cada sector queda representada mediante el número de soluciones del espacio de búsqueda. El conjunto S_K está formado por los flujos máxicos de las corrientes 1, 2 y 6 mientras que $S_K = [2, 6]$. La tabla contiene los límites superiores de las restricciones de precisión (expresadas en porcentaje del flujo máxico teórico), el conjunto de instrumentos óptimo expresado mediante los

índices de las corrientes cuyos flujos máxicos se miden y su costo.

Se evidencia que el desempeño de la estrategia disminuye notablemente a medida que incrementa la dimensión del problema. Además el algoritmo no converge luego de correr el procedimiento durante más de cuatro días para el Sector 3. En contraposición, se observa en la Tabla 2 que el algoritmo evolutivo converge a las mismas soluciones que la estrategia Branch and Bound para los Sectores 1 y 2, y proporciona buena soluciones para el Sector 3 y la planta completa. El tiempo de ejecución requerido es significativamente inferior, del orden de 240s para 100 generaciones.

Tabla 1: Resultados usando la estrategia Branch and Bound

Sector	# Soluciones	Restricciones	Solución	Costo (\$)	Tiempo
1	8191	$\sigma_2^* = 2.5\%$ $\sigma_6^* = 1.7\%$	1 2 6 7 8 9 10 13	534.76	69.81s
2	131071	$\sigma_2^* = 2.5\%$ $\sigma_6^* = 1.59\%$	1 2 4 11 13 14 15 16 17	671	8953s
3	2097152	$\sigma_2^* = 2.5\%$ $\sigma_6^* = 1.59\%$	-	-	> 4 días

Tabla 2: Resultados usando la estrategia evolutiva

Sector	# Soluciones	Restricciones	Solución	Costo (\$)
1	8191	$\sigma_2^* = 2.5\%$ $\sigma_6^* = 1.7\%$	1 2 6 7 8 9 10 13	534.76
2	131071	$\sigma_2^* = 2.5\%$ $\sigma_6^* = 1.59\%$	1 2 4 11 13 14 15 16 17	671
3	2097152	$\sigma_2^* = 2.5\%$ $\sigma_6^* = 1.59\%$	1 2 4 11 13 14 15 16 17	671

CONCLUSIONES

En este trabajo se ha comparado el desempeño de la estrategia Branch and Bound y de un algoritmo evolutivo ad-hoc, basado en AG, para la resolución del problema de diseño óptimo de redes de sensores en procesos representados por sistemas de ecuaciones lineales. Las restricciones del problema de optimización resultante son el desvío estándar

de las estimaciones y el grado de estimabilidad de las variables requeridas.

En función de los resultados alcanzados y analizando la complejidad matemática asociada al cálculo de las dos restricciones consideradas, se concluye que la estrategia evolutiva tiene dos ventajas significativas con respecto a la estrategia Branch and Bound implementada. Estas son:

1) Proporcionan buenas soluciones para sectores de planta de mayor dimensión en un tiempo razonable.

2) Son aplicables a formulaciones complejas tanto de la función objetivo como de las restricciones del problema de optimización (2) sin necesidad de explorar formulaciones alternativas de las restricciones, que no siempre son factibles de obtener.

REFERENCIAS

- Bagajewicz, M. "Design and Retrofit of Sensor Networks in Process Plants". *AIChE J.*, 43, 2300-2306. (1997).
- Bagajewicz, M., *Design and Upgrade of Process Plant Instrumentation*, Technomic, Pennsylvania (2000).
- Bagajewicz, M. y M. Sánchez "Cost Optimal Design and Upgrade of Non-Redundant and Redundant Linear Sensor Networks". *AIChE J.*, 45, 1927-1938. (1999).
- Bagajewicz M. y E. Cabrera. "A New MILP Formulation for Instrumentation Network Design and Upgrade". *AIChE J.* 48, 2271-2282. (2002).
- Carnero, M.; J. Hernández.; M. Sánchez y A. Bandoni "An Evolutionary Approach for the Design of Non-Redundant Sensor Networks". *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 40, 5578-5584. (2001).
- Carnero, M., J. Hernández y M. Sánchez, "Availability of Key Process Variable Estimates: An Evolutionary Approach". *Proceedings of Escape 14 Congress*, Lisboa, Portugal. (2004).
- Carnero, M.; J. Hernández; M. Sánchez y A. Bandoni "On the Solution of the Instrumentation Selection Problem". *Ind. Eng. Chem. Res.* 44, 358. (2005).
- Chao-An, L., C. Chuei-Tin, K. Chin-Leng y C. Chen-Liang, "Optimal Sensor Placement and Maintenance for Mass-Flow Networks". *Ind. Eng. Chem. Res.* 42, 43-66. (2003)
- Chmielewski, D.; T. Palmer y V. Manoussiouhakis "On the Theory of Optimal Sensor Placement". *AIChE J.*, 48, 1001-1012. (2002).
- Deb, K. "An Efficient Constraint Handling Method for Genetic Algorithms". *Comp. Meth. Appl. Mech. Eng.*, 186, 311-338. (2000).
- Gerkens, C. y G. Heyen, "Use of Parallel Computers in Rational Design of Redundant Sensor Networks". *Comp. Aided Chem. Eng.*, 18, 667. (2004).
- Jan, R.; F. Hwang y S. Cheng "Topological Optimization of a Communication Network Subject to a Reliability Constraint". *IEEE Transaction on Reliability*, 42, 1, 63-70. (1993).
- Madron, F. "Process Plant Performance. Measurement and Data Processing for Optimisation and Retrofits". Ellis Horwood Ltd., Chichester, UK. (1992).
- Narasimhan, S. y C. Jordache, "Data Reconciliation and Gross Error Detection". Gulf Publishing Company, Houston, USA. (2000).
- Romagnoli, J. y M. Sánchez, "Data Processing and Reconciliation for Chemical Process Operations". Academic Press, San Diego, USA. (1999).
- Sen, S.; S. Narasimhan y K. Deb, "Sensor Network Design of Linear Processes using Genetic Algorithms". *Computers and Chemical Engineering*, 22, 385-390. (1998).
- Serth, R. y W. Heenan, "Gross Error Detection and Data Reconciliation in Steam-Metering Systems". *AIChE J.* 32, 733-741. (1986).