

OPTIMIZACIÓN CONJUNTA DEL DISEÑO Y LA ESTRATEGIA DE MANTENIMIENTO DE SISTEMAS DE SEGURIDAD EN INDUSTRIAS POTENCIALMENTE PELIGROSAS

Galván B.¹; Salazar, D.¹; Greiner, D.¹; Méndez, M.²; Winter, G.¹ y Zúñiga, A.³

¹División de Computación Evolutiva y Aplicaciones(CEANI),
Instituto Universitario de Sistemas Inteligentes y Aplicaciones en Ing. (IUSIANI)

²Departamento de Informática y Sistemas

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC)

bgalvan@step.es , danielsalazaraponte@gmail.com, dgreiner@iusiani.ulpgc.es , maximo@dis.ulpgc.es,
gabw@step.es

³Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación (FIEC),

Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL)

Campus Gustavo Galindo, Km 30.5 vía Perimetral; Apartado 09-01-5863. Guayaquil-Ecuador

azuniga@espol.edu.ec

Resumen

En el presente trabajo se describen las metodologías necesarias para realizar la optimización desde criterios, tanto económicos como de confiabilidad, de sistemas industriales complejos. Se utiliza como ejemplo ilustrativo la optimización conjunta del diseño y la estrategia de mantenimiento de un sistema de seguridad de una central nuclear. Las metodologías que se describen son los Métodos Evolutivos de Optimización Global y los Árboles de Fallas con alternativas de diseño. Se describe también como es la relación entre ambas metodologías para que sean capaces de trabajar conjuntamente en un proceso de búsqueda de soluciones óptimas basado en ordenador. Se incluye una selección de bibliografía que permita al lector interesado ampliar estudios y especializarse en la materia, la cual ha sido realizada atendiendo a dos factores: Lo importante y Lo Novedoso. Se concluye que ya es posible hoy en día abordar industrialmente problemas como el tratado dada la madurez y eficiencia alcanzada por los resultados de las investigaciones realizadas, así como que las universidades y centros docentes son ahora claves para la transmisión a las empresas de los conocimientos metodológicos y colaborar con las empresas en las aplicaciones prácticas de interés.

Abstract

In the present work the necessary methodologies to realize the optimization of industrial complex systems using both economic and reliability criteria are described. As an illustrative example, the joint optimization of the design and the maintenance strategy of a safety system for a nuclear power plant is used. The methodologies that are described are the Evolutionary Methods for Global Optimization and the Fault Trees with design alternatives. It is described also the relation between both methodologies in order to use them together in a computer_based process of search for optimal solutions. There is included a selection of bibliography that allows the interested reader to extend studies and to specialize in the matter, which has been realized attending to two factors: The important things and the new things. It is concluded that already it is possible nowadays to approach industrial problems due to the maturity and efficiency reached by research results, as well as that the universities and teaching institutions plays now key role for the transmission to the companies of the methodological knowledge and to collaborate with the them in the practical applications of interest.

Palabras Clave: Optimización, Confiabilidad, Métodos Evolutivos, Árbol de Fallas, Diseño

Introducción

El diseño de sistemas técnicos complejos es una disciplina que demanda cada día personal más cualificado y herramientas más sofisticadas. Ello es así por múltiples causas entre las que cabe citar la creciente complejidad de los diseños y la competencia en mercados globalizados que requiere de productos altamente atractivos que permitan la supervivencia de las empresas que los producen. Por otro lado la complejidad de los procesos industriales y el tamaño de los mismos, ocasiona un posible mayor impacto sobre las personas o el medio ambiente en caso de accidentes, sobre todo cuando se trata de industrias que manejan o producen sustancias potencialmente peligrosas pero que son al mismo tiempo indispensables para nuestra sociedad. En el caso de estas industrias es cada vez mayor la demanda de seguridad de nuestra sociedad frente a accidentes que puedan producir daños inadmisibles o frente a incidentes de origen violento que puedan dañar a tales industrias y colateralmente a los ciudadanos. Por todo ello, hoy más que nunca se necesita disponer de metodologías de última generación que permitan diseñar sistemas óptimos de seguridad para instalaciones industriales potencialmente peligrosas, siendo clave para ello el papel a desempeñar por las universidades y centros de investigación, no solo como transmisores de esas nuevas metodologías sino como formadores de los técnicos que han de manejarlas. En el diseño óptimo de Sistemas de Seguridad existen dos metodologías fundamentales que han experimentado un gran desarrollo recientemente: Los Métodos Evolutivos de Optimización Global Y los Árboles de Fallos con Alternativas de Diseño. Los primeros permiten desencadenar procesos de búsqueda de soluciones óptimas en problemas complejos de difícil descripción matemática y los segundos porque permiten describir matemáticamente sistemas complejos de nivel industrial.

En este trabajo se describen ambas metodologías son descritas resaltando sus propiedades fundamentales y haciendo referencia a las publicaciones más interesantes que permitan al lector interesado profundizar en la materia. También se presenta una aplicación práctica concreta a un sistema de seguridad de una central nuclear con la intención de ilustrar el potencial práctico de la unión de ambas metodologías en un solo código de software. Se hace especial énfasis en la optimización conjunta del diseño y la estrategia de mantenimiento, lo que constituye un problema especialmente complicado que solo se ha podido abordar con éxito en fechas recientes y que abre un amplio abanico de posibilidades tanto de investigación como de aplicación práctica.

Métodos y procesos

Métodos Evolutivos para Optimización Global

Bajo la denominación de Métodos Evolutivos (ME) se agrupan diversas técnicas de búsqueda de soluciones óptimas a problemas complejos cuyas características fundamentales se inspiran en los métodos empleados por ciertos seres vivos para evolucionar y no extinguirse (Principios observados por Darwin sobre la Evolución de las Especies). Para un ME “no extinguirse” podría interpretarse como “no fallar” en su búsqueda de soluciones óptimas, mientras desempeña tal búsqueda empleando técnicas de Recombinación (Selección, Cruce y/o Mutación; denominadas “operadores”) sobre sucesivos conjuntos de posibles soluciones al problema (denominados “Poblaciones” o “Generaciones” por analogía con la naturaleza). También por la misma analogía a las soluciones se les suele llamar “individuos”. La búsqueda suele terminar por una de las dos razones siguientes (criterios de parada): La primera porque se ha alcanzado un criterio pre-especificado, La segunda porque se ha

alcanzado el número máximo de generaciones indicadas por el usuario. Dado que los principios empleados por los ME no son matemáticos, los algoritmos basados en ellos son capaces de resolver eficientemente problemas de difícil solución usando los procedimientos matemáticos clásicos (programación lineal, métodos de gradiente, etc., aplicados sobre dominios no continuos, no lineales y/o discretos). No obstante no existen garantías de que los ME sean capaces de encontrar la(s) solución(es) óptima(s) en todos los tipos de problemas, lo cual se debe, entre otros factores, a la naturaleza estocástica de los mismos, por lo deben aplicarse siguiendo “principios de precaución” y con cierto “criterio”, siendo la interactividad con el usuario muy necesaria, así como que dicho usuario esté familiarizado con el problema que se resuelve y con los propios ME. Los ME aplican tanto para buscar una única solución óptima (problemas mono-objetivo) como para buscar varias soluciones óptimas (problemas multi-objetivo). En ambos casos se usan medidas de los valores de las mejores soluciones encontradas para guiar la búsqueda hacia el (los) óptimo (óptimos). Generalmente estas medidas son directamente deducidas de dichos valores en el caso mono objetivo, e indirectamente establecidas (criterios de Dominancia de Pareto) en el caso multi-objetivo. La fórmula matemática (modelo) que se emplea para describir el problema a resolver, calcular los valores de las diferentes soluciones y que ha de ser maximizada/minimizada se denomina con frecuencia “función objetivo”. En los problemas multiobjetivo por tanto existirán varias funciones objetivo. Los ME más conocidos se denominan Algoritmos Genéticos [16][11], Estrategias Evolutivas y Programación Genética. Un algoritmo basado en ME suele seguir la siguiente secuencia de eventos:

1. Obtener de alguna manera un primer conjunto de posibles soluciones al problema a resolver (“Obte-

- ner la primera generación de individuos”).
2. Obtener el valor de la(s) función(es) objetivo (evaluar) para cada solución del conjunto (“para cada individuo”) que no haya sido evaluada previamente.
3. Vigilar si se cumple el criterio de parada de la búsqueda. En caso de que se cumpla ir al paso 8.
4. Seleccionar de entre las mejores soluciones aquellas que servirán para obtener nuevas soluciones (“seleccionar los padres de la nueva generación usando algún operador de selección”)
5. Obtener las nuevas soluciones a partir de las seleccionadas en el paso anterior (“Obtener los hijos que formarán la nueva generación aplicando operadores de cruce y/o mutación”).
6. Mediante algún criterio obtener un nuevo conjunto de soluciones al problema (por ejemplo: Considerar solo las nuevas soluciones “los hijos” y borrar “olvidar/matar” las desechadas “los padres”)
7. Volver al paso 2.
8. Presentar los resultados y finalizar

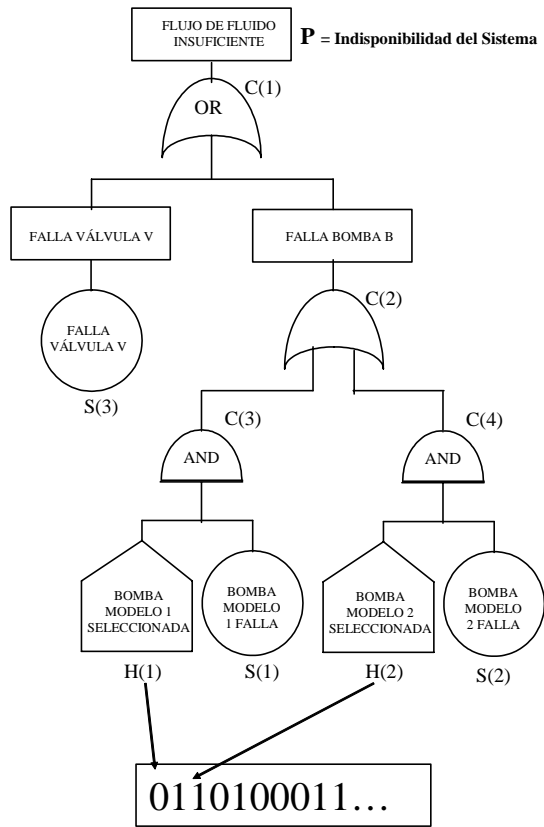
Se han desarrollado y comparado muchos operadores de Recombinación, siendo en la actualidad muy eficientes algunos de los desarrollados, en la referencia bibliográfica [27] se puede encontrar una revisión exhaustiva de los mismos. Es frecuente que los operadores de cruce y mutación estén asociados a unos parámetros probabilistas (probabilidad de cruce y probabilidad de mutación) que permiten que en ciertas ocasiones los padres no se crucen y/o no se muten teniendo así la posibilidad de pasar a la siguiente generación. Otra rama importante en el desarrollo de los ME ha sido la de la Autoadaptación de Parámetros y/o Operadores. Esta Autoadaptación implica que durante el proceso de obtener generación tras generación mejores soluciones del problema, se puede producir además un

cierto “aprendizaje” del algoritmo sobre cuales son los valores de los parámetros que hacen que la búsqueda sea más eficiente (rápida y precisa), siendo utilizado ese aprendizaje para redefinir a lo largo del proceso los valores previamente definidos de los parámetros. De forma ocurre con determinados operadores, en la referencia [27] puede encontrarse un estudio exhaustivo de la materia. En las versiones más eficientes de ME desarrolladas en los últimos años, se ha impuesto la noción de “Elitismo” que significa que un subconjunto formado por las mejores soluciones encontradas pasa siempre a la siguiente generación (independientemente de que sean padres o hijos de las generaciones anteriores). Un exceso de soluciones elitistas suele conducir a estancamiento, pero una proporción adecuada de ellas, suele beneficiar mucho al proceso de optimización. También se han presentado recientemente versiones de ME de “doble lazo” [8], es decir un ME dentro de otro ME, que resultan particularmente útiles en problemas complejos de carácter industrial como el del ejemplo práctico presentado en este trabajo.

Las variables que componen las soluciones de un ME pueden ser de diversa naturaleza o “codificación” (binarias, enteras, reales, complejas, porcentuales), siendo incluso posible que una solución se componga de un grupo mixto de variables, por ejemplo el problema ejemplo descrito en el presente trabajo contiene variables binarias y enteras en cada solución. El problema de la codificación en un ME no es trivial, y en la actualidad sigue sin saberse con certeza cual es el tipo de codificación más adecuada para determinados problemas complejos a nivel industrial. También hay que consi-

derar la posibilidad de que en el proceso de recombinación de un ME aparezcan valores de las variables que no son admisibles (“No factibles”), existiendo en tales casos diversas estrategias que pueden ser seguidas, entre ellas sobresalen dos: Descartar o Penalizar las soluciones con variables no factibles. Descartar es una opción muy extremista que solo suele ser útil en ciertas condiciones de cálculo, por lo que la opción de penalizar ha sido ampliamente estudiada también. Lo más frecuente es que se establezcan funciones de penalización dependientes del problema tratado, por lo que la intervención de expertos en el mismo resulta de especial relevancia en estos casos.

También es de destacar que en los últimos años se han producido grandes avances en el desarrollo de ME Multiobjetivo eficientes, que son los encargados de buscar las múltiples soluciones que aparecen en problemas con más de un objetivo a optimizar y en los cuales dos o más de ellos están en conflicto entre si (mejorar uno implica empeorar otro). La solución a este tipo de problemas no es única, se trata de un conjunto de soluciones no comparables entre si (“soluciones no dominadas”) llamado “conjunto de Pareto” (no se sabe si una es mejor que otra) cuyos valores forman una frontera denominada Frontera de Pareto. Los algoritmos evolutivos multiobjetivo deben ocuparse de encontrar una frontera de Pareto de soluciones lo más amplia y distribuida posible sobre el espectro de soluciones posibles, para facilitar el trabajo de la toma de decisión final sobre cual es la solución a aplicar (tarea de la que no se ocupa el algoritmo). Entre los más eficientes están los denominados: *NSGA-II* [5] y *SPEA2* [30].



ALGORITMO GENÉTICO

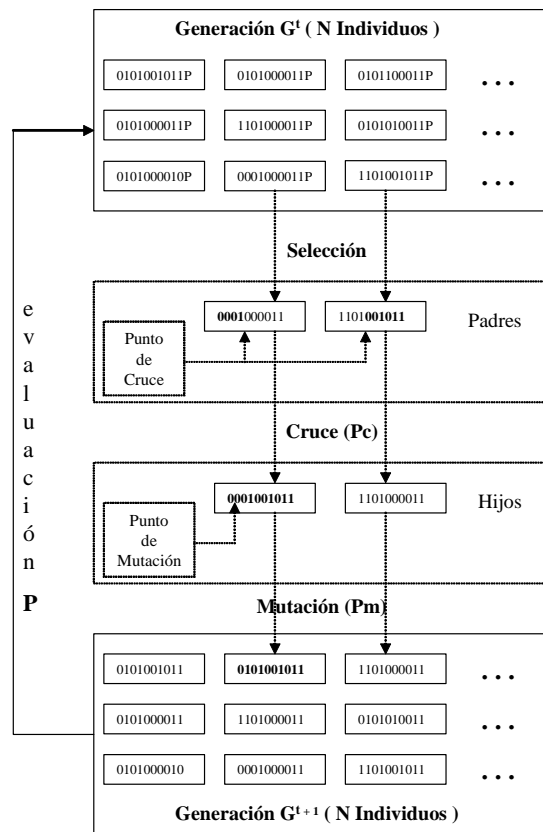


Figura 1: Árbol de Fallos, Algoritmos Genéticos y relación entre ambos

Proceso de Optimización Conjunta del diseño y la estrategia de mantenimiento en sistemas de seguridad de industrias potencialmente peligrosas

Los Sistemas de Seguridad (SS) de industrias potencialmente peligrosas desempeñan una misión crucial como es la de evitar que se produzcan incidentes (accidentes, explosiones, fugas, etc.) que puedan afectar a las personas, el medioambiente o a las instalaciones que protegen. Su principal característica es que su diseño incluye fundamentalmente dos tipos de componentes: los que están siempre activos (detectores, indicadores, etc.) y los que solo se activarán si se produce un incidente (bombas de impulsión de líquidos anti-incendios, válvulas, etc.). Esta característica, unida a las posibles consecuencias graves si los sistemas de seguridad fallan, los convierte en sistemas críticos, cuyo diseño y mantenimiento tiene especial relevancia en muchos entornos industriales y socioeconómicos. Una buena solución para un SS debe contener un diseño que sea al mismo tiempo técnicamente eficiente (por ejemplo que tenga una muy baja indisponibilidad y pueda cumplir su misión) y económicamente asumible (por ejemplo con el coste más bajo posible) por la industria, además de cumplir con todas las restricciones existentes (técnicas, económicas y legislativas).

Una tendencia reciente en este campo es utilizar ME para encontrar SS óptimos, tanto en la fase de diseño de los mismos (antes de implementarlos) como la fase de revisión (de los ya implementados). La potencia de cálculo de los ME permite considerar al mismo tiempo deferentes modelos de componentes (por ejemplo: bombas de similares características pero de diferentes fabricantes), diferentes alternativas de diseño (por ejemplo: una o varias bombas en paralelo), diferentes estrategias de mantenimiento (por ejemplo: Tiempo entre revisiones de vigilancia), diferentes estrategias

de reemplazo por unidades nuevas y restricciones existentes (por ejemplo: espacio disponible, energía disponible, coste máximo asumible, etc.). Con ello se puede contemplar durante la optimización todo el proceso de vida útil de los SS e incluso diseñar estrategias de extensión de la vida útil de los mismos.

La clave para que se pueda optimizar un SS usando un ME es la forma en que se va a modelar matemáticamente el SS. Ese modelo deberá permitir que un ordenador, usando un ME, decida las alternativas técnicas del diseño (redundancias, bifurcaciones, etc), las estrategias de mantenimiento (tiempo entre revisiones de vigilancia, etc.), vigile el cumplimiento de las restricciones y calcule las indisponibilidades así como los costes. El método de modelado más ampliamente usado para tal fin es el Árbol de Fallas (AF) [15][23][26]. Aunque los AF fueron introducidos y desarrollados entre 1965 y 1980, fue en 1997 [2] cuando por primera vez se utilizaron unidos a un ME para optimizar un SS. En 1999 [7] se definieron diferentes metodologías eficientes para la evaluación de los AF unidos a ME, mientras que en los últimos años se han producido múltiples aplicaciones al diseño de SS [3][8][12][13][14][21][22][24][29]. Sin embargo en lo referente a la optimización integrada (al mismo tiempo) del diseño y la estrategia de mantenimiento, se produjo un estancamiento desde su introducción en 1997 [2] y 1999 [8], debido fundamentalmente al uso de métodos de evaluación cuantitativa de AF no suficientemente eficientes, hasta que recientemente [8] se han logrado avances que permiten afrontar con garantías problemas complejos de nivel industrial. En la figura 1 se muestra un AF y su relación con un ME (Algoritmo Genético).

En la figura 2 se puede apreciar un ejemplo de SS y su AF, este comienza (parte superior) con el evento que se desea que no

ocurra (por ejemplo que falle el SS cuando se le demande que funcione) y se une mediante una puerta lógica apropiada a sus causas inmediatas. Cada una de esas causas es a su vez unida a sus propias causas inmediatas hasta que se alcanza el nivel de descomposición deseado (generalmente a nivel de componentes (bombas, válvulas, etc.). En diversas partes del AF se aprecian eventos con forma de “casa” que son los usados para permitir que el ME pueda configurar diseños alternativos. Los AF son bien conocidos y aceptados entre los técnicos y los científicos, abundando la bibliografía sobre los mismos [1][7][15][23][26]. Los Modelos de Disponibilidad y Coste de los componentes del sistema que son necesarios para evaluar el AF y cada diseño han sido también ampliamente estudiados. Suelen ser de agregación con cada sumando especializado en un tipo de fuente de disponibilidad/coste. En la fórmula (1) siguiente se aprecia esta característica [21].

$$u(x) = u_r(x) + u_i(x) + u_m(x) + u_c(x) \quad (1)$$

En la fórmula (2) (parte izquierda) puede apreciarse un modelo sencillo y un modelo complejo (parte derecha) del primer elemento de la fórmula (1). Se pueden encontrar completos estudios sobre los diferentes modelos en múltiples publicaciones de expertos en la materia [3][10][18][19][20][21][22] cuya descripción se elude aquí para dar claridad a la exposición. Puede formularse de forma similar los modelos de coste (agregación de diferentes costes).

$$u_r \approx \rho + \frac{1}{2} \lambda T$$

$$PAR = \lambda_0 + \frac{1}{2} \alpha M \Psi^2(z) \left[1 + (1 - \epsilon) \left(\frac{L}{M} - 3 \right) \right] \quad (2)$$

Ejemplo: El sistema de Inyección Spray en la Contención de una Central Nuclear

Este sistema se compone de uno o varios subsistemas de impulsión de refrigerante y uno o varios subsistemas de aspersión del refrigerante dentro del edificio especial que contiene el reactor y los principales sistemas de control de una Central Nuclear con reactor de agua a presión [23]. Su misión principal es la aspersión de agua borada dentro del edificio justo después de que ocurra un accidente con pérdida de refrigerante, ya que dicha agua permite “capturar” la radioactividad ambiental y “llevarla” hasta un depósito seguro para su posterior tratamiento (aunque esta misión y otras relacionadas pueden existir o no para dicho sistema según los diseños específicos de cada central nuclear). Este sistema es muy parecido, en esencia, a muchos otros SS tales como sistemas anti-incendios, fugas, explosiones, etc. Presentes de algún modo en muchas instalaciones industriales potencialmente peligrosas.

Asumiendo que la separación física de ambos trenes de bombas/válvulas existe ya en el diseño inicial de la central, se pretende en este ejemplo encontrar los niveles adecuado de redundancia, la necesidad o no de interconectar ambos trenes y los intervalos entre revisiones. Para poder afrontar tal tarea con un ordenador se han adoptado datos de los componentes tomados de [8] y los siguientes supuestos de partida:

1. Se consideran solamente cuatro tipos de componentes: Válvulas (1,2,9), Bombas Motorizadas (4,5), Válvulas Motorizadas (3,6,7) y válvulas de una sola dirección (11,12).
2. En cada posición de puede usar un máximo de tres componentes en paralelo.
3. En el Mercado se pueden encontrar tres modelos diferentes de cada componente

- Es posible adoptar modelos diferentes para las redundancias de cada componente.
- Solo los siguientes componentes son obligatorios en cada diseño: Válvula (1, 9), Válvulas Motorizadas (10, 11, 12), Bombas Motorizadas (4), pipe Tubería de conexión entre ambos trenes en la que se encuentra la Válvula Motorizada 8.

- La tubería entre las la Bomba Motorizada 5 y la Válvula Motorizada 5 será incluida solo si la Bomba Motorizada 5 es parte del diseño.
- La Válvula Motorizada 3 será considerado solo si la Bomba Motorizada 5 y la válvula Motorizada 7 están incluidas en el diseño.

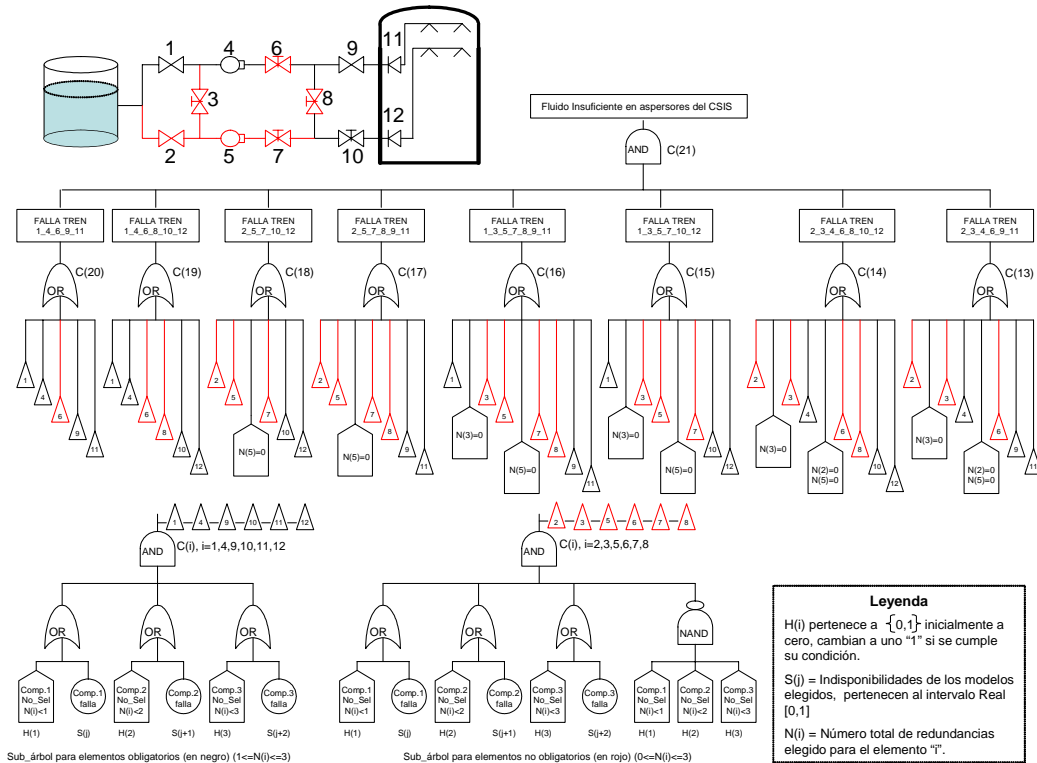


Figura 2.- Sistema de Spray en la Contención de una Central Nuclear

Resultados

de la optimización usando un ME de doble lazo [8] con un Algoritmo Genético en cada lazo, en la que el lazo exterior se ocupó de encontrar diseños óptimos y el lazo interior se ocupó de encontrar estrategias óptimas de mantenimiento para cada diseño propuesto por el lazo exterior. El lazo exterior empleó 100 generaciones de 50 soluciones cada una, con cruce de un punto (probabilidad de cruce 0.7) y mutación uniforme (probabilidad de mutación 0.01). El lazo interior empleó 3 generaciones de 8

soluciones cada una, con cruce de un punto (probabilidad de cruce 0.7) y mutación uniforme (probabilidad de mutación 0.416).

En la figura 3 se puede apreciar el resultado de una ejecución, se trata de una frontera de Pareto en la que uno de sus extremos contiene diseños baratos pero con indisponibilidad alta, mientras que el otro extremo contiene diseños caros pero de baja indisponibilidad. El tiempo de ejecución no ha superado los 15 minutos y se han encontrado muchos diseños diferentes (cada uno representado por un punto en el gráfico). En cuanto a las estrategias de vigilan-

cia/inspección ensayadas estas variaron desde una a la semana hasta una cada año, para todos los componentes. El ordenador escogió para todos los componentes estrategia de una inspección cada 1-3 meses pa-

ra la mayoría de las soluciones de la frontera, en la referencia [8] se puede encontrar un estudio detallado de todas las posibles soluciones donde se pueden corroborar estos resultados.

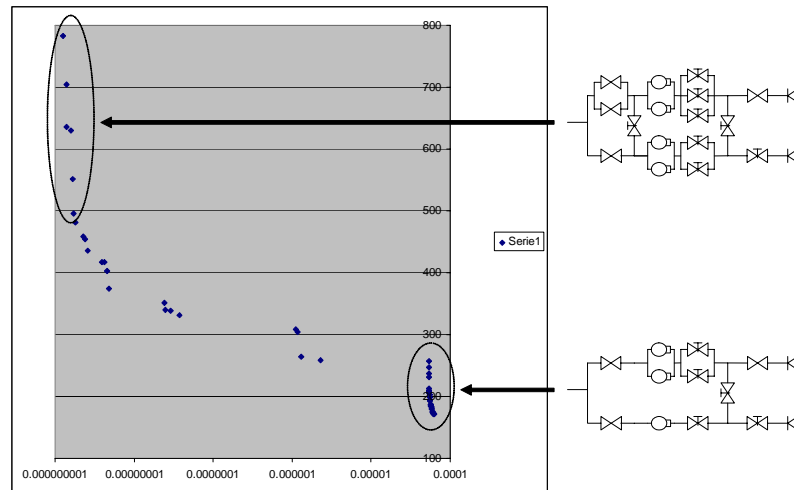


Figura 3.- Frontera de Pareto de soluciones obtenida para sistema de la figura 2

Conclusiones

La conclusión fundamental de este trabajo es que ya es posible aplicar Métodos Evolutivos (ME) de Optimización Global a problemas complejos de interés industrial y socioeconómico, como es el caso tratado aquí de Sistemas de Seguridad de Instalaciones industriales potencialmente peligrosas. Esto es así porque no solo se han logrado avances significativos en los ME sino porque también se han logrado avances en el modelado matemático de sistemas técnicos y en sus procedimientos de evaluación cuantitativa. Todos estos avances son hoy susceptibles de ser integrados en un mismo código de ordenador que puede ser ejecutado en cuestión de minutos y que es capaz de buscar las mejores soluciones de entre las muchas posibles (cientos de miles o millones).

Esta nueva tecnología está lista para ser transferida a las industrias y organizaciones gubernamentales, lo que permitirá un

incremento global de la seguridad de los seres humanos y el medio ambiente respecto de los potenciales peligros provenientes de actividades industriales que por otro lado son absolutamente necesarias para nuestra sociedad. Se abren con ello nuevos caminos tanto para investigación como para aplicaciones prácticas, en los cuales es muy necesaria y conveniente la estrecha colaboración entre universidades y empresas.

Por último cabe resaltar que la metodología y el software desarrollados son completamente generales y por tanto aplicables a muchos tipos de industrias e instalaciones presentes en ellas, entre otras podemos señalar las industrias de procesos químicos y las petroleras, en las que existen muchos sistemas de supervisión, vigilancia y seguridad. Todo el software desarrollado por el primer autor de este trabajo y ponente del mismo es registrado y declarado de libre distribución bajo los convenios internacionales vigentes en la materia, para posibilitar su uso, modificación y adaptación por cualquier persona y/o entidad. En el web

www.bgalvan.com se pueden descargar las sucesivas versiones del software así como manuales de uso y solicitar ayudas puntuales sin coste.

Agradecimientos

Los autores quieren hacer constar su más sincero agradecimiento a D. Andrés Zúñiga (ESPOL) por su ayuda, ánimo y constructivos consejos en la realización de este trabajo.

Bibliografía

1. Andrews JD (1994) Optimal safety system design using fault tree analysis. In Proc. Instn. Mech. Engrs. Vol. 208, pp. 123-131.
2. Andrews JD, Pattison RL (1997) Optimal Safety-system performance. In Proceedings of the 1997 Reliability and Maintainability Symposium, Philadelphia, Pennsylvania, January, pp. 76-83.
3. Busacca PG, Marseguerra M, Zio E (2001) Multiobjective optimization by genetic algorithms: application to safety systems, Reliability Engineering & System Safety, Vol. 72, issue 1, pp. 59-74
4. Coello Coello CA, Van Veldhuizen D, Lamont G (2002) Evolutionary Algorithms for solving multi-objective problems. Kluwer Academic Publishers - GENA Series
5. Deb K, Pratap A, Agrawal S, Meyarivan T (2002) A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II', IEEE Transactions on Evolutionary Computation 6 (2), pp. 182-197.
6. Galván BJ (2000) Evolución Flexible. Informe CEA-04-001. Centro de investigación de Aplicaciones Numéricas en Ingeniería. CEANI. Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Islas Canarias, España.
7. Galván BJ (1999) Contributions to Fault Tree Quantitative Evaluation, *PhD Thesis*, Physics Dep., Las Palmas de Gran Canaria University (Canary Islands-Spain) (In Spanish).
8. Galvan, B., Winter, G., Greiner, D., Salazar, D. (2007). New Evolutionary Methodologies for integrated Safety System Design and Maintenance Optimization. In Computational Intelligence in Reliability Engineering: Evolutionary Techniques in Reliability Analysis and Optimization. Gregory Levitin Ed, Springer, pages. 151-190.
9. Gen M, Cheng R (1997) Genetic Algorithms & Engineering Design. Wiley Interscience, John Wiley & Sons, USA.
10. Goel HD, Grievink J, Herder PM, Weijnen MPC (2002) Integrating reliability optimization into chemical process synthesis. Reliability Engineering and System Safety, 78:247-258.
11. Goldberg DE (1989) Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Reading, MA: Addison-Wesley.
12. González L, García D, Galván BJ (2004) An Intrinsic Order Criterion to Evaluate Large, Complex Fault Trees, IEEE Transactions on Reliability, Vol 53 (3) September, pp. 297-305
13. Greiner D, Galván B, Winter G (2003) Safety Systems Optimum Design using Multicriteria Evolutionary Algorithms. In: Evolutionary Multicriterion Optimization, *Lecture Notes in Computer Science* 2632 pp. 722-736. Springer Verlag.
14. Greiner D, Winter G, Galván B (2002) Multiobjective Optimization in Safety Systems: A Comparative between NSGA-II and SPEA2. In: *Proceedings of the IV Congress on Reliability: Dependability*. Spain.
15. Haasl DF (1965) Advanced concepts on Fault Tree Analysis. The Boeing company System Safety Symposium, USA.
16. Holland JH (1975) Adaptation in natural and artificial systems. Ann Arbor: University of Michigan Press.

17. Kuo W, Prasad VR (2000) An Annotated of System-Reliability Optimization. IEEE Transactions on Reliability, Vol. 49, No. 2, pp. 176-187.
18. Lapa CMF, Pereira CMNA, Paes de Barros M (2005) A model for preventive maintenance planning by genetic algorithms based in cost and reliability. Reliability Engineering and System Safety. In press.
19. Lapa CMF, Pereira CMNA, Frutuoso e Melo PF (2003) Surveillance test policy optimization through genetic algorithms using non-periodic intervention frequencies and considering seasonal constraints". Reliability Engineering and System Safety 81:103-109.
20. Martorell S, Muñoz A, Serradell V (1996) Age-dependent models for evaluating risks and costs of surveillance and maintenance of components. IEEE Transactions on Reliability, Vol. 45, No.3, pp. 433-442.
21. Martorell S, Sánchez A, Carlos S, Serradell V (2002) Comparing effectiveness and efficiency in technical specifications and maintenance optimization. Reliab Engng Syst Safety 77: 281-289.
22. Martorell S, Sánchez A, Carlos S, Serradell V (2000) Constrained optimization of test intervals using steady-state genetic algorithm. Rel. Engng. & System Safety, Vol. 67, 2000, pp. 215-232.
23. NUREG (1975), Reactor Safety Study- An Assessment of Accident Risks in U.S. Commercial Nuclear Power Plants, WASH-1400, U.S. Nuclear Regulatory Commission NUREG-75/014, Washington, D.C.
24. Patisson RL, Andrews JD (1999) Genetic algorithms in optimal safety system design. In Proc. Instn. Mech. Engrs. Vol. 213, Part E, pp. 187-197.
25. Schneeweiss WG (1989) Boolean Functions with Engineering Applications and Computer Programs. Springer-Verlag.
26. Vesely WE, Goldberg FF, Roberts NH, Haals DF (1981) Fault Tree Handbook. Systems and Reliability research office of Nuclear Regulatory Research, U.S. Nuclear Regulatory Commission, Washington D.C., January.
27. Winter G, Galván B, Alonso S, González B, Jiménez JI, Greiner D (2005) A Flexible Evolutionary Agent: cooperation and Competition among real-coded evolutionary operators, Soft Computing Journal, Vol 9 n°4:299-323
28. Winter G, Galvan B, Alonso S and González B (2002) Evolving From Genetic Algorithms to Flexible Evolution Agents. In the *Late-Breaking Papers Book* of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, Erik Cantú-Paz (Lawrence Livermore National Laboratory) Editor, New York. GECCO 2002, pp.466-473.
29. Winter G, Galván B, Alonso S, Mendez M (2005) New Trends In Evolutionary Optimization And Its Impact On Dependability Problems. Evolutionary and Deterministic Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial and Societal Problems, EUROGEN 2005, R. Schilling, W.Haase, J. Periaux, H. Baier, G. Bugada (Eds).
30. Zitzler E, Laumanns M, Thiele L "SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization", Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems, (EUROGEN 2001), September 2001, Athens, Greece.