

OPTIMIZACIÓN DEL DISEÑO Y LA ESTRATEGIA DE MANTENIMIENTO DE SISTEMAS ATENDIENDO A 3 OBJETIVOS: INDISPONIBILIDAD Y COSTES DE ADQUISICIÓN Y OPERACIÓN

Andrés Cacereno^{1*}, David Greiner y Blas Galván

¹ Instituto Universitario de Sistemas Inteligentes y Aplicaciones Numéricas en Ingeniería
(SIANI)

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC)

Campus de Tafira, 35017 Las Palmas de Gran Canaria, Spain

e-mail: andres.cacereno@ulpgc.es, david.greiner@ulpgc.es, blas.galvan@ulpgc.es

web: <http://www.siani.es/>

Palabras clave: Optimización, Algoritmos Evolutivos Multi-objetivo, Simulación Discreta de Eventos, Diseño, Mantenimiento, Multi-objetivización

Resumen. *En una sociedad altamente competitiva, las industrias han de invertir recursos en el desarrollo e implantación de herramientas que les permitan obtener el máximo rendimiento de sus activos físicos. Lograr la máxima Disponibilidad para tales activos resulta de vital importancia, dado que cuando los sistemas técnicos no están disponibles, éstos no solo no satisfacen las funciones que les son requeridas, sino que a su vez necesitan de la inversión de recursos para recuperar su estado disponible. Con el propósito de maximizar la Disponibilidad a mínimo Coste, el presente trabajo considera la optimización simultánea del diseño y la estrategia de mantenimiento de un sistema técnico. Para ello, se acopla un Algoritmo Evolutivo Multi-objetivo y Simulación por Eventos Discretos. Los Algoritmos Evolutivos Multi-objetivo han mostrado un excelente comportamiento a la hora de resolver problemas complejos en el campo de la Fiabilidad. Un optimizador multi-objetivo de reconocido desempeño se emplea en el presente trabajo; el Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II). Por otra parte, la Simulación por Eventos Discretos resulta ser una herramienta potente para emular el comportamiento de sistemas de un modo cercano a la realidad. Como funciones objetivo se emplean la Disponibilidad, el Coste de Adquisición y el Coste de Operación, por lo que se explora la resolución del problema multi-objetivo bajo la consideración de tres objetivos. Diversas configuraciones del método son exploradas y sus desempeños son exhaustivamente comparados. Como resultado, se obtiene un frente de soluciones no dominadas, las cuales presentan un balance equilibrado entre objetivos. Se comprueba la robustez de la metodología al no identificar configuraciones con mejor desempeño con significancia estadística, si bien es posible recomendar alguna configuración atendiendo al resultado del test realizado.*

1. INTRODUCCIÓN

La Fiabilidad se define como la probabilidad de operación de un componente, dispositivo o sistema (dependiendo del nivel de desagregación, en adelante y salvo que se indique otra cosa, elemento) bajo condiciones específicas por un cierto periodo de tiempo [1]. Por otra parte, la Disponibilidad (A) puede definirse como la fracción del tiempo en el que un elemento es capaz de satisfacer la función que le es requerida [2]. La Disponibilidad es un concepto relacionado con elementos reparables, debido a que abarca el proceso completo operación-recuperación, en un proceso que se repite a lo largo del ciclo de vida o tiempo de misión. Con el propósito de mejorar la Disponibilidad de un sistema, diversas técnicas han sido empleadas. Las técnicas exploradas a lo largo del presente trabajo son la inclusión de redundancias y el desarrollo de tareas de mantenimiento preventivo.

La inclusión de elementos redundantes consiste en añadir caminos alternativos a un sistema, de modo que la probabilidad de mantenerse en estado disponible se ve mejorada. Ello requiere de la modificación del diseño de dicho sistema. Diversos enfoques han sido explorados con el propósito de obtener el diseño óptimo de sistemas [3, 4], sin embargo, el uso de Algoritmos Evolutivos ha tomado importancia debido a su flexibilidad y adaptación para la resolución de problemas complejos, especialmente cuando estos presentan múltiples objetivos [5, 6, 7].

Un sistema que opera en continuo se detiene principalmente debido a un fallo (tras el que una tarea de mantenimiento correctivo es necesaria) o a una parada programada durante la que se desarrolla una tarea de mantenimiento preventivo. Cuando la parada se realiza para el desarrollo de una tarea de mantenimiento preventivo, la fase improductiva en la que se sumerge el sistema resulta estar más controlada. Esto es debido a circunstancias tales como que el personal está dispuesto y entrenado o que los materiales precisos se encuentran disponibles. Resulta de interés determinar el momento óptimo en el que realizar una tarea de mantenimiento ya que tanto escasez como exceso de mantenimiento repercuten negativamente tanto en los costes como en la disponibilidad del sistema. Varios enfoques han sido explorados con el objeto de planificar las tareas de mantenimiento preventivo, tales como la Programación Entera [8], la Programación Lineal Entera Mixta [9] o Algoritmos Evolutivos [10, 11, 12].

El uso de Algoritmos Evolutivos acoplados a Simulación de Eventos Discretos ha sido ampliamente estudiado tanto en el ámbito del diseño estructural de sistemas [13, 14] como en el de la planificación de tareas de mantenimiento preventivo [15, 16]. Sin embargo, a pesar de que el tratamiento de ambos aspectos tienen impacto en la mejora de la Disponibilidad del sistema, pocos trabajos han tenido en consideración ambos enfoques. En particular, los autores del presente trabajo han desarrollado diversos estudios en los que se acoplan Algoritmos Evolutivos y Simulación de Eventos Discretos con el propósito de optimizar de manera simultánea el diseño y la planificación del mantenimiento (mediante la calendarización periódica de dichas tareas) [17, 18, 19], siempre considerando un problema de dos objetivos, Disponibilidad y Coste de Operación. En esta ocasión, se presenta la optimización cuando se considera un tercer objetivo, el Coste de Adquisición, con el

propósito de testar el método escogido al aumentar la complejidad del problema.

2. METODOLOGÍA

2.1. Modelos de Disponibilidad y Coste

Andrews y Moss [2] consideran que cuando las tasas de fallo y recuperación de un elemento son constantes, su Disponibilidad puede ser calculada a partir de su tiempo medio hasta el fallo (MTTF) y su tiempo medio hasta la reparación (MTTR) del modo expuesto mediante la Ecuación 1.

$$A = \frac{MTTF}{MTTF + MTTR} \quad (1)$$

Cuando las citadas tasas no son constantes, el cálculo de la Disponibilidad puede resultar complejo. Es por esta razón que el empleo de Simulación por Eventos Discretos resulta de utilidad. En el presente trabajo, con el objeto de calcular la Disponibilidad de un elemento, mediante simulación se generan tantos tiempos hasta el fallo (TF) y reparación (TR) como sean necesarios para emular el ciclo de vida del citado elemento. Es más, no sólo se van a considerar los tiempos hasta el fallo y hasta la reparación. De manera general, se consideran tiempos de operación, los cuales pueden ser tiempos hasta el fallo o tiempos hasta comenzar una tarea de mantenimiento preventivo (TM), aquel que ocurra antes. A continuación, se van a considerar tiempos de recuperación, los cuales pueden ser tiempos hasta la reparación (tras la ocurrencia de un fallo) o tiempos hasta finalizar una tarea de mantenimiento preventivo (TRM) en su caso. Por tanto, partiendo de la base matemática propuesta mediante la Ecuación 1, la Disponibilidad de un elemento se computa mediante la Ecuación 2.

$$A = \frac{\sum_{i=1}^n t_{oi}}{\sum_{i=1}^n t_{oi} + \sum_{j=1}^m t_{rj}} \quad (2)$$

Donde n es el número de tiempos en operación, t_{oi} es el i -ésimo tiempo en operación (horas) (puede hacer referencia a tiempos hasta el fallo o hasta comenzar una tarea de mantenimiento preventivo), m es el número de tiempos de recuperación y t_{rj} es el j -ésimo tiempo de recuperación (horas) (debido a reparación o desarrollo de una tarea de mantenimiento preventivo). Para el modelado de la Disponibilidad, se consideran los siguientes aspectos:

- Un elemento puede estar operando o en recuperación,
- los elementos no son dependientes, por lo que el fallo de uno no afecta a otro,
- las actividades de mantenimiento (correctivo o preventivo) comienzan tras el periodo de operación del elemento,

- las actividades de mantenimiento devuelven al elemento al estado tan-bueno-como-nuevo.

El modelo empleado para la evaluación Coste de Adquisición se muestra mediante la Ecuación 3.

$$C_a = \sum_{k=1}^d (C a q_k) \quad (3)$$

Donde C_a es el Coste de Adquisición cuantificado en unidades económicas, d denota el número de elementos incluidos en el diseño estructural, $C a q_k$ denota el Coste de Adquisición para el k -ésimo elemento. Por otra parte, el modelo empleado para la evaluación Coste de Operación se muestra mediante la Ecuación 4.

$$C_o = \sum_{k=1}^d \left(\sum_{i=1}^q C c_i + \sum_{j=1}^p C p_j \right) \quad (4)$$

Donde C_o es el Coste de Operación cuantificado en unidades económicas, d denota el número de elementos incluidos en el diseño estructural, q es el número de tareas de mantenimiento correctivo para el k -ésimo elemento, $C c_i$ es el coste debido a la i -ésima tarea de mantenimiento correctivo para el k -ésimo elemento, p es el número de tareas de mantenimiento preventivo para el k -ésimo elemento y $C p_j$ es el coste debido a la j -ésima tarea de mantenimiento preventivo para el k -ésimo elemento. Tanto $C c_i$ como $C p_j$ se computan multiplicando el coste por hora en relación a la respectiva tarea de mantenimiento por el número de horas de dedicación a las mismas.

2.2. Simulación del ciclo de vida

Como se comentó anteriormente, para el presente trabajo se acoplan Algoritmos Evolutivos y Simulación de Eventos Discretos. Los Algoritmos Evolutivos se basan en poblaciones de individuos, de modo que cada uno de estos es una solución candidata. Para el problema que se resuelve, en cada individuo quedan codificados la alternativa de diseño y los tiempos periódicos para iniciar las tareas de mantenimiento preventivo en relación a cada uno de los dispositivos que pueden conformar un sistema. A partir de esta información, es posible simular el ciclo de vida de cada uno de los dispositivos, y por extensión el del sistema al completo. El proceso se detalla a continuación:

1. Se indica la duración del ciclo de vida del sistema (CVS).
2. Se inicializa el ciclo de vida del dispositivo (CVD).
3. Se extrae el tiempo para iniciar una tarea de mantenimiento preventivo (TM) propuesto por el Algoritmo Evolutivo Multi-objetivo para el dispositivo en cuestión. Se genera de manera aleatoria (entre los límites previamente fijados) un tiempo hasta finalizar tal tarea de mantenimiento preventivo (TRM).

4. Se genera de manera aleatoria (atendiendo a su función de densidad de probabilidad) un tiempo hasta el fallo (TF).
5. Si $TM < TF$, la tarea de mantenimiento se llevará a cabo antes de la ocurrencia del fallo. Por tanto, esta sección del ciclo de vida del dispositivo queda formada por el valor TM como tiempo de operación y TRM como tiempo de recuperación (tiempo de recuperación por mantenimiento preventivo).
6. En caso contrario, $TM > TF$, el fallo ocurrirá antes de iniciar la tarea de mantenimiento preventivo. En este caso, se genera de manera aleatoria (atendiendo a su función de densidad de probabilidad) un tiempo hasta la reparación (TR). Esta sección del ciclo de vida del dispositivo queda formada por el valor TF como tiempo de operación y TR como tiempo de recuperación (tiempo de recuperación por mantenimiento correctivo).
7. Los pasos 4 a 6 se repiten hasta completar el ciclo de vida del dispositivo.
8. Los pasos 2 to 7 se repiten hasta completar el ciclo de vida de todos los dispositivos incluidos en el diseño del sistema.
9. Finalmente, el ciclo de vida del sistema se construye atendiendo al diseño estructural del sistema.

Una vez construido el ciclo de vida del sistema, las funciones objetivos pueden ser calculadas.

3. CASO DE ESTUDIO

3.1. Sistema en consideración

Como caso de estudio, se considera la optimización del diseño y la estrategia de mantenimiento de un sistema para la inyección de un fluido el cual se muestra por medio de la Figura 1. Este sistema, formado de manera básica por válvulas y bombas de impulsión, fue previamente estudiado por los autores del presente trabajo [17, 18, 19]. La bomba P2 y la Válvula V4 son dispositivos que pueden o no formar parte del diseño estructural del sistema. Los datos empleados para la configuración se muestran por medio de la Tabla 1, quedando definidos a continuación:

- TF_{\min} = Mínimo tiempo de operación hasta el fallo de un dispositivo sin considerar mantenimiento preventivo, expresado en horas. El fallo no puede ocurrir antes de este tiempo.
- TF_{\max} = Máximo tiempo de operación hasta el fallo de un dispositivo sin considerar mantenimiento preventivo, expresado en horas. El fallo ocurre antes de este tiempo.
- $TF \lambda$ = Tasa de fallo para un dispositivo, la cual sigue una función de distribución exponencial, expresada en horas.

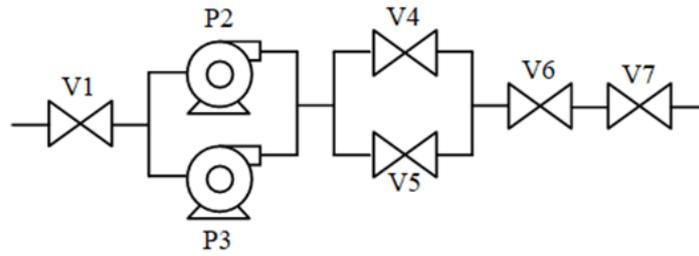


Figura 1. Sistema de inyección.

- TR_{\min} = Mínimo tiempo de recuperación por reparación (mantenimiento correctivo) para un dispositivo, expresado en horas.
- TR_{\max} = Máximo tiempo de recuperación por reparación (mantenimiento correctivo) para un dispositivo, expresado en horas.
- TR_{μ} = Media de la distribución normal que sigue el tiempo hasta la reparación de un dispositivo, expresada en horas.
- TR_{σ} = Desviación típica de la distribución normal que sigue el tiempo hasta la reparación de un dispositivo, expresada en horas.
- TM_{\min} = Mínimo tiempo de operación hasta iniciar una tarea de mantenimiento preventivo para un dispositivo, expresada en horas. Por debajo de este tiempo, se considera innecesario realizar una tarea de mantenimiento preventivo.
- TM_{\max} = Máximo tiempo de operación hasta iniciar una tarea de mantenimiento preventivo para un dispositivo. Se considera temerario retrasar más allá de este tiempo el desarrollo de una tarea de mantenimiento preventivo.
- TRM_{\min} = Mínimo tiempo requerido para concluir una tarea de mantenimiento preventivo para un dispositivo, expresado en horas.
- TRM_{\max} = Máximo tiempo requerido para concluir una tarea de mantenimiento preventivo para un dispositivo, expresado en horas.

Los datos se ajustaron conforme al conocimiento experto (en base a la experiencia profesional desde el Machinery & Reliability Institute (MRI), Alabama, USA), relaciones matemáticas y literatura específica [20].

3.2. Algoritmos Evolutivos Multi-objetivo

Como se comentó anteriormente, los Algoritmos Evolutivos Multi-objetivo se basan en evolucionar una población de individuos generación tras generación. Cada uno de estos individuos es una solución candidata al problema, los cuales se codifican mediante un

Parámetro	Valor	Fuente
Ciclo de vida	700.800 horas	-
Coste por Mantenimiento Correctivo	0.5 unidades/hora	MRI
Coste por Mantenimiento Preventivo	0.125 unidades/hora	MRI
Coste de adquisición (Bomba)	400 unidades	Estimado
Bomba TF _{min}	1 hora	MRI
Bomba TF _{max}	70,080 horas	MRI
Bomba TF λ	$159.57 \cdot 10^{-6}$ horas	OREDA [20]
Bomba TR _{min}	1 hora	MRI
Bomba TR _{max}	24.33 horas	$\mu + 4\sigma$
Bomba TR μ	11 horas	OREDA [20]
Bomba TR σ	3.33 horas	$(\mu - TR_{min})/3$
Bomba TP _{min}	2,920 horas	MRI
Bomba TP _{max}	8,760 horas	MRI
Bomba TRP _{min}	4 horas	MRI
Bomba TRP _{max}	8 horas	MRI
Coste de adquisición (Válvula)	215 unidades	Estimado
Válvula TF _{min}	1 hora	MRI
Válvula TF _{max}	70,080 horas	MRI
Válvula TF λ	$44.61 \cdot 10^{-6}$ horas	OREDA [20]
Válvula TR _{min}	1 hora	MRI
Válvula TR _{max}	20.83 horas	$\mu + 4\sigma$
Válvula TR μ	9.5 horas	OREDA [20]
Válvula TR σ	2.83 horas	$(\mu - TR_{min})/3$
Válvula TP _{min}	8,760 horas	MRI
Válvula TP _{max}	35,040 horas	MRI
Válvula TRP _{min}	1 hora	MRI
Válvula TRP _{max}	3 horas	MRI

Cuadro 1. Datos para los dispositivos

PrM	disM	PrC	disC
0.5 - 1 - 1.5	20	1	20

Cuadro 2. Configuración del método de optimización.

cromosoma. En este caso, el cromosoma se forma mediante una cadena de números reales de valores de entre 0 y 1. Cada cadena se codifica del modo $[B_1 B_2 T_1 T_2 T_3 T_4 T_5 T_6 T_7]$, donde la presencia de los dispositivos redundantes P2 y V4 se define mediante las variables de decisión B_1 y B_2 respectivamente y las variables T_1 a T_7 definen los tiempos hasta iniciar una tarea de mantenimiento preventivo en relación a cada uno de los componentes susceptibles de formar parte del diseño. Con el propósito de evaluar las funciones objetivo, estas variables de decisión deben ser transformadas:

- Las variables de decisión B_1 y B_2 son redondeadas al entero más cercano, por lo que 0 implica que el dispositivo evaluado no se encuentra incluido en el diseño y 1 implica que sí lo está.
- Las variables de decisión T_1 a T_7 son escaladas mediante la Ecuación 5, donde TM_i es el verdadero valor del tiempo hasta iniciar una tarea de mantenimiento preventivo para el i -ésimo dispositivo del sistema, T_i es el valor de la variable de decisión correspondiente al i -ésimo dispositivo del sistema y, TM_{max_i} y TM_{min_i} son los valores límite del parámetro TM para el i -ésimo dispositivo del sistema cuando $1 \leq i \leq 7$.

$$TP_i = \text{round}(TP_{min_i} + T_i \cdot (TM_{max_i} - TM_{min_i})) \quad (5)$$

Los parámetros de configuración se muestran mediante la Tabla 2, los cuales se definen a continuación:

- Probabilidad de Mutación (PrM): Número de genes a mutar. Su valor central es equivalente a 1/variables de decisión. Dos valores más, uno por encima y otro por debajo (0.5/variables de decisión y 1.5/variables de decisión) fueron escogidos.
- Distribución de la Mutación (disM): El índice de distribución de la mutación polinomial se ajustó al valor típico de 20.
- Probabilidad de Cruce (PrC): Este operador tiene impacto en la creación de nuevos individuos. Se ajustó a 1 en este caso.
- Distribución del Cruce (disC): El índice de distribución del cruce se ajustó al valor típico de 20.

Cada configuración se evaluó con una población de 150 individuos. Cada método se ejecutó 21 veces con fines estadísticos y por un total de 10.000.050 evaluaciones. La plataforma PlatEMO [21] fue empleada y adecuadamente configurada para resolver el problema propuesto.

Id.	PrM	Pr.	Me.	Max.	Min.	D.T.	R.
ID1	0.5	3.7335	3.7302	3.7584	3.7088	0.0139	2.33
ID2	1.0	3.7382	3.7423	3.7697	3.7156	0.0166	2.00
ID3	1.5	3.7439	3.7448	3.7717	3.7235	0.0152	1.66
<i>p</i> -value							0.09

Cuadro 3. Configuraciones e información estadística obtenida.

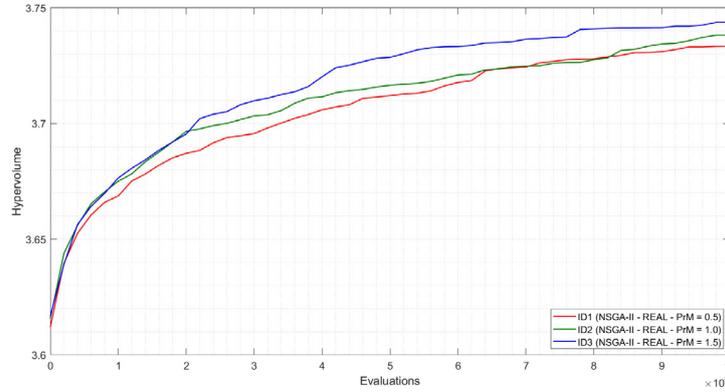


Figura 2. Evolución del Hipervolumen promedio (21 ejecuciones) en función del número de evaluaciones.

4. RESULTADOS

Una vez concluido el proceso de optimización, se obtuvo diversa información. La Tabla 3 muestra la relación entre los identificadores (columna 1) y configuraciones del método establecidas (columna 2). Mediante la Figura 2 se observan las curvas de evolución del hipervolumen [22] (métrica empleada para evaluar el desempeño) en relación al número de evaluaciones de las funciones objetivo. Se puede observar que es el caso en el que la mutación es de 1.5 genes por cromosoma el que presenta un mayor valor de hipervolumen promedio (al considerarse las 21 ejecuciones) al final del proceso evolutivo.

La Figura 3 muestra un diagrama de cajas para los resultados obtenidos al final del proceso evolutivo. La Tabla 3 muestra diversa información que se desprende del diagrama de cajas sobre la estadística obtenida. Es la configuración con identificador ID3 la que muestra un mayor valor de hipervolumen en cuanto al promedio (Pr.), media (Me.), máximo (Max.) y mínimo (Min.). Por otra parte, es la configuración de identificador ID1 la que muestra una menor desviación típica (D.T.).

Con el propósito de determinar si alguna de las configuraciones presenta un mejor desempeño, se ha empleado un test de hipótesis. El test de Friedman permite detectar diferencias estadísticamente significativas entre los resultados obtenidos, rechazando la hipótesis nula en tal caso (p -valor < 0.05). La Tabla 3 muestra el rango promedio (R.) asignado por el test de Friedman a cada configuración, siendo la de menor valor aquella que resulta ordenada en primer orden. Sin embargo, el p -valor obtenido de 0.09 mayor que 0.05 indica que la hipótesis nula no puede ser rechazada. Por tanto, cabe concluir que en las condiciones de estudio, ninguna de las configuraciones presenta un mejor desempeño que otra.

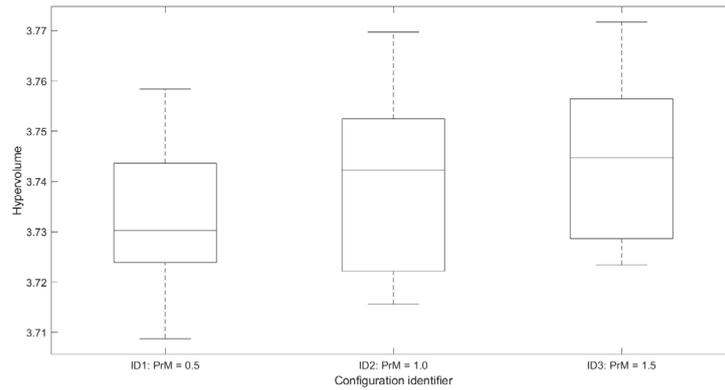


Figura 3. Diagramas de cajas para los resultados finales.

A continuación, se muestra mediante la Figura 4 el frente de soluciones obtenido en relación a las tres funciones objetivo. Así mismo, la Figura 5 muestra sus diversas proyecciones, atendiendo en este caso a parejas de objetivos. En general, se observa como las soluciones que no contemplan redundancias en su alternativa de diseño (marcadas como \circ) presentan peor indisponibilidad y mejores costes de adquisición y operación. Las soluciones que contemplan la redundancia de una válvula en su alternativa de diseño (marcadas como \times) presentan mejor indisponibilidad que las anteriores pero peor indisponibilidad que el resto. Estas a su vez presentan peor coste que las anteriores pero mejoran al resto en costes de adquisición y operación. No ocurre exactamente lo mismo para los conjuntos de soluciones que presentan una bomba como elemento redundante (marcadas como \square) y que presentan tanto una válvula como una bomba en su alternativa de diseño (marcadas como \triangle). Se observa que una de las soluciones que presenta una bomba como redundancia (marcada como \square) presenta un mejor coste de adquisición e indisponibilidad que el conjunto de las soluciones que disponen de ambos dispositivos redundantes (marcadas como \triangle). Sin embargo, la citada solución dispone de un coste de operación peor que algunas de las soluciones que presentan ambas redundancias.

A continuación, la Tabla 4 muestra el detalle de las soluciones obtenidas, ordenadas de peor a mejor disponibilidad. Como información se muestra, para cada una de las soluciones obtenidas, la indisponibilidad (Ind), el coste de operación (Co), el coste de adquisición (Ca), y los tiempos óptimos periódicos obtenidos hasta iniciar una nueva tarea de mantenimiento preventivo para cada uno de los siete dispositivos susceptibles de formar parte de la alternativa de diseño. Como se observa en la Tabla 4, las soluciones 1 y 2 no presentan redundancia alguna, razón por la cual las variables TM_2 y TM_4 no presentan valores. Estas son las soluciones de peor indisponibilidad y mejor coste (tanto de adquisición como de operación). A continuación, las soluciones 3 a 5 son aquellas que disponen de una válvula como elemento redundante. Presentan mejor indisponibilidad y peor coste (tanto de adquisición como de operación) que las soluciones 1 y 2, pero ocurre lo contrario con respecto al resto de soluciones. Las soluciones 6 a 8 disponen de una bomba como elemen-

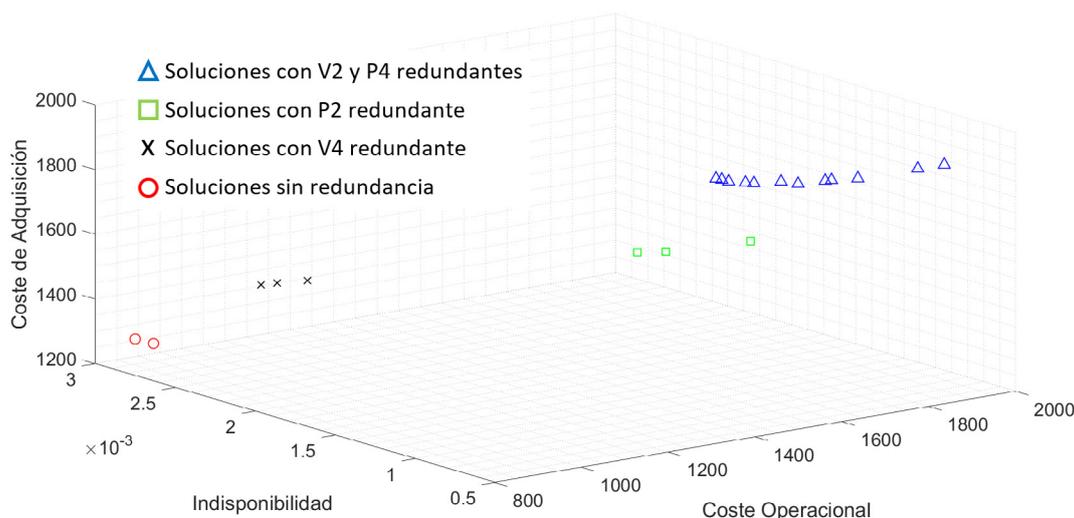


Figura 4. Frente óptimo de soluciones considerando tres objetivos.

to redundante. Estas soluciones presentan mejor indisponibilidad que todas las soluciones anteriores y peor indisponibilidad que todas las soluciones posteriores. En cuanto al coste de adquisición, resulta más elevado que el de las soluciones anteriores y más económico que el de las soluciones posteriores. Sin embargo, en cuanto al coste de operación, se observa que el presentado por la solución 8 es superior al presentado por las soluciones 9 a 14, e inferior al presentado por las soluciones 15 a 20. Las soluciones 9 a 20 presentan tanto una válvula como una bomba como elementos redundantes, lo cual resulta positivo desde el punto de vista de la indisponibilidad pero más costoso desde el punto de vista del coste de adquisición. No obstante, todas estas soluciones son soluciones de equilibrio, por lo que el tomador de decisiones deberá escoger la solución adecuada en función de sus requisitos en disponibilidad y coste.

5. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se acopla el Algoritmo Evolutivo NSGA-II y Simulación por Eventos Discretos con el propósito de optimizar el diseño y la estrategia de mantenimiento que permita maximizar la Disponibilidad del sistema a mínimo Coste. Se resuelve el problema atendiendo a tres objetivos; la Disponibilidad, el Coste de Adquisición y el Coste de Operación.

La metodología aplicada ha sido capaz de suministrar un conjunto de soluciones óptimas en las que se obtiene el equilibrio entre objetivos. Si bien la metodología se ha mostrado robusta al no apreciarse diferencia significativa en el desempeño de las diferentes configuraciones, sí es cierto que una de ellas resultó primeramente ordenada por el test estadístico, por lo que cabría recomendar el uso de mutación de 1.5 genes por cromosoma cuando se emplea NSGA-II como método de optimización y codificación real.

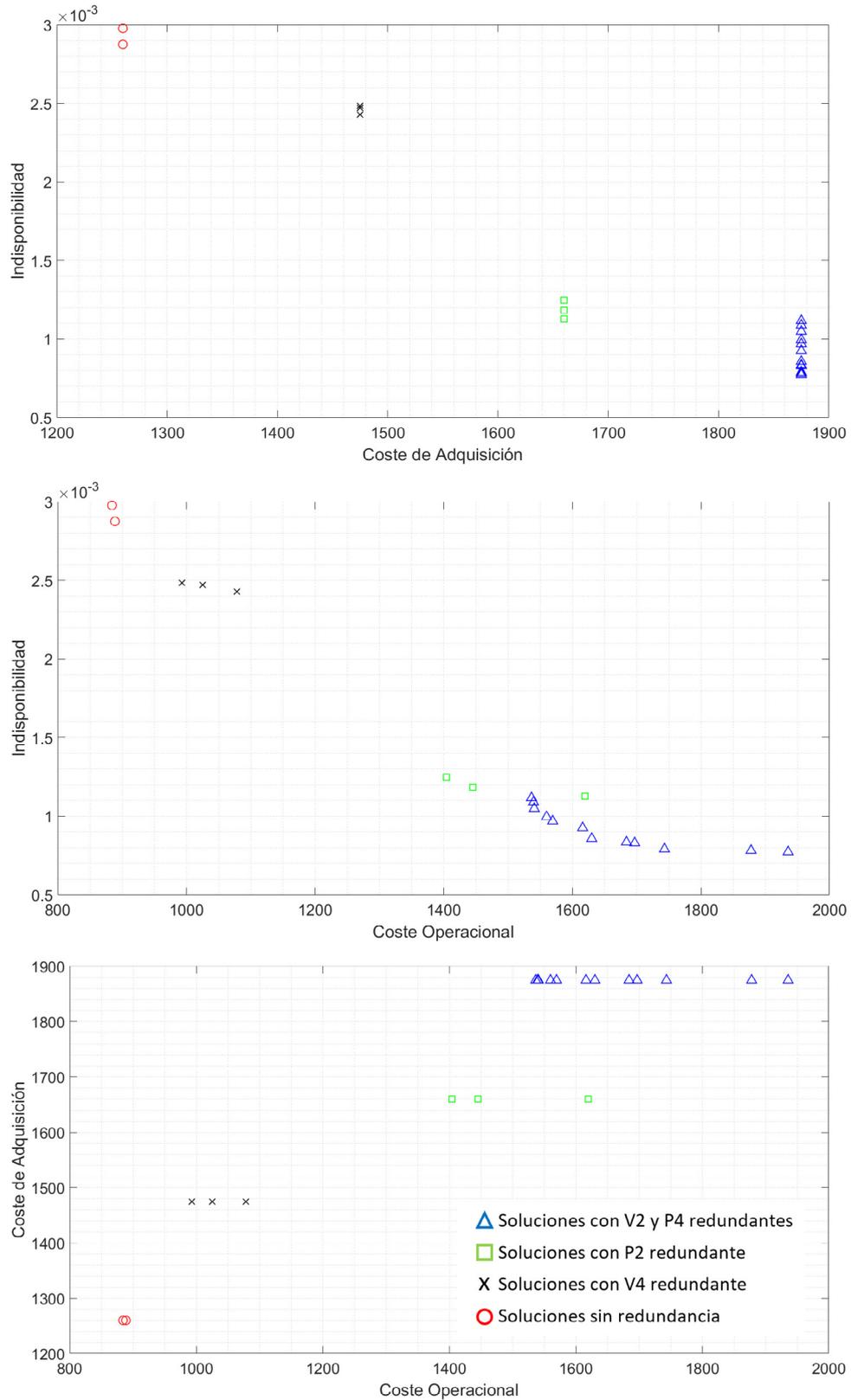


Figura 5. Frentes óptimos de soluciones considerando las diversas proyecciones de dos objetivos.

Id	Ind	Co	Ca	TM_1	TM_2	TM_3	TM_4	TM_5	TM_6	TM_7
1	0.002977	884.38	1260.00	29137	0	8697	0	23506	23345	22964
2	0.002875	889.00	1260.00	31923	0	8283	0	26150	34139	31769
3	0.002483	992.75	1475.00	31134	0	8698	25900	27559	25980	31583
4	0.002470	1025.00	1475.00	23897	0	8610	28965	22345	22606	34951
5	0.002427	1079.00	1475.00	32710	0	8483	29432	30400	27745	32326
6	0.001249	1404.37	1660.00	34988	7397	8294	0	19798	29382	34994
7	0.001184	1445.63	1660.00	31798	8065	7817	0	23654	31678	31938
8	0.001126	1620.13	1660.00	25310	8558	8670	0	28628	34863	34976
9	0.001117	1536.75	1875.00	30225	7064	7981	17272	20510	27949	19755
10	0.001089	1539.87	1875.00	29330	7523	8604	30465	29065	34250	29131
11	0.001049	1541.00	1875.00	30713	8753	8013	29291	34912	34922	26636
12	0.000996	1560.12	1875.00	32580	7591	8220	10807	34527	34716	31394
13	0.000969	1569.63	1875.00	27649	6892	8759	26001	23877	29039	29807
14	0.000926	1616.25	1875.00	28143	8156	8609	32337	28139	34120	28661
15	0.000858	1630.38	1875.00	26583	8619	8729	25070	32993	26299	28366
16	0.000835	1684.38	1875.00	32280	8434	8710	20001	33955	24918	28904
17	0.000830	1697.13	1875.00	30129	8727	8708	14482	14587	31548	30340
18	0.000791	1743.50	1875.00	34496	7722	8281	26286	21946	34616	34180
19	0.000782	1878.12	1875.00	33080	8411	8297	24157	29488	34914	29122
20	0.000773	1935.75	1875.00	26156	8145	7751	22384	11970	33944	34176

Cuadro 4. Detalle de las soluciones no dominadas obtenidas al final del proceso evolutivo.

Como trabajo futuro, se propone explorar otros tipos de codificación (binaria, código Gray,...) así como otros Algoritmos Evolutivos, con el propósito de determinar si existen configuraciones que pudieran dar pie a una notable mejora en el rendimiento.

6. AGRADECIMIENTOS

Andrés Cacereño es Investigador Contratado Predoctoral en Formación por parte de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

REFERENCIAS

- [1] K.B. Misra, Reliability Engineering: A perspective. *Handbook of Performability Engineering*, Vol. **8**, pp. 253–259, Springer, 2008.
- [2] J.D. Andrews y T.R. Moss, *Reliability and Risk Assessment*. 2nd Edition, Professional Engineer-ing Publishing Limited, 2002.
- [3] D. Fyffe, W. Hines y N. Lee, System Reliability Allocation and a Computation Algorithm. *IEEE Trans. Reliab.*, Vol. **R-47** n^o 2, pp. 64–69, 1969.
- [4] K.B. Misra y U. Sharma, An efficient algorithm to solve integer-programming problems arising in system-reliability design. *IEEE Trans. Reliab.*, Vol. **40** n^o 1, pp. 81–91, 1991.
- [5] D. Greiner, B. Galván y G. Winter, Safety systems optimum design by multicriteria evolutionary algorithms, en: C.M. Fonseca, P.J. Fleming, E. Zitzler, L Thiele y K. Deb (eds.). *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. EMO 2003, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. **2632**, pp. 722–736, Springer, Heidelberg, 2003.

- [6] G. Jiansheng, W. Zutong, Z. Mingfa y W. Ying, Uncertain multiobjective redundancy allocation problem of repairable systems based on artificial bee colony algorithm. *Chin. J. Aeronaut.*, Vol. **27**, pp. 1477–1487, 2014.
- [7] A. Samanta y K. Basu, An attraction based particle swarm optimization for solving multi-objective availability allocation problem under uncertain environment. *J. Intell. Fuzzy Syst.*, Vol. **35**, pp. 1169–1178, 2018.
- [8] B.L. Kralj y R. Petrovic, A multiobjective optimization approach to thermal generating units maintenance scheduling. *Eur. J. Oper. Res.*, Vol. **84** n^o 2, pp. 481–493, 1995.
- [9] M. Charest y J.A. Ferland, Preventive maintenance scheduling of power generating units, *Annals of Operations Research*, Vol. **41**, pp. 185–206, 1993.
- [10] H. Wang, B. Sheng, Q. Lu, X. Yin, F. Zhao, X. Lu, R. Luo y G. Fu, A novel multi-objective optimization algorithm for the integrated scheduling of flexible job shops considering preventive maintenance activities and transportation processes. *Soft Computing*, Vol. **25**, n^o 4, pp. 2863–2889, 2021.
- [11] C. Zang y T. Yang, Optimal maintenance planning and resource allocation for wind farms based on non-dominated sorting genetic algorithm-II. *Renew. Energy*, Vol. **164**, pp. 1540–1549, 2021.
- [12] A. Berrichi, F. Yalaoui, L. Amodeo y M. Mezghiche, Bi-Objective Ant Colony Optimization approach to optimize production and maintenance scheduling. **Comput. Oper. Res.**, Vol. **37**, pp. 1584–1596, 2010.
- [13] M. Cantoni, M. Marzaguerra y E. Zio, Genetic algorithms and Monte Carlo simulation for optimal plant design, *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, Vol. **68**, pp. 29–38, 2000.
- [14] M. Marzaguerra, E. Zio, L. Podofillini y W. Coit, Optimal Design of Reliable Network Systems in Presence of Uncertainty, *IEEE Trans. Reliab.*, Vol. **54**, pp. 243–253, 2005.
- [15] J.S. Tan y M.A. Kramer, A general framework for preventive maintenance optimization in chemical process operations, *Comput. Chem. Eng.*, Vol. **21** n^o 12, pp. 1451–1459, 1997.
- [16] A. Oyarbide-Zubillaga, A. Gotia y A. Sanchez, Preventive maintenance optimisation of multi-equipment manufacturing systems by combining discrete event simulation and multi-objective evolutionary algorithms, *Prod. Plan. Control*, Vol. **19**, n^o 4, pp. 342–355, 2008.
- [17] A. Cacereno, B. Galván y D. Greiner, Solving Multi-objective Optimal Design and Maintenance for Systems Based on Calendar Times Using NSGA-II, en: A. Gaspar-Cunha, J. Periaux, K.C. Giannakoglou, N.R. Gauger, D. Quagliarella and D. Greiner

- (eds.). *Advances in Evolutionary and Deterministic Methods for Design, Optimization and Control in Engineering and Sciences*, pp. 245–259, Springer Nature Switzerland AG, 2021.
- [18] A. Cacereño, D. Greiner and B. Galván, Multi-objective Optimum Design and Maintenance of Safety Systems: An In-Depth Comparison Study Including Encoding and Scheduling Aspects with NSGA-II, *Mathematics*, Vol. **9**, n^o 15, 1751, 2021.
- [19] A. Cacereño, D. Greiner and B. Galván, Multi-objective Optimal Design and Maintenance for Systems Based on Calendar Times Using MOEA/D-DE, en: M. Vasile y D. Quagliarella (eds.). *Advances in Uncertainty Quantification and Optimization Under Uncertainty with Aerospace Applications. Proceedings of the 2020 UQOP International Conference*, pp. 69–84, Springer, 2021.
- [20] OREDA – Offshore Reliability Data Handbook, 5th Edición. OREDA participants, Prepared by: SINTEF, Distributed by: Det Norske Veritas (DNV), ISBN 978-82-14-04830-8.
- [21] Y. Tian, R. Cheng, X. Zhang y Y. Jin, PlatEMO: A MATLAB Platform for Evolutionary Multi-Objective Optimization [Educational Forum]. *IEEE Comput. Intell. Mag.*, **12** n^o 4, pp. 73–87, 2017.
- [22] E. Zitzler, L. Thiele, M. Laumanns, C.M. Fonseca y V.G. Da Fonseca, Performance assessment of multiobjective optimizers: Analysis and review. *IEEE Trans. Evol. Comput.*, **7** n^o 2, pp. 117–132, 2003.
- [23] Zienkiewicz, O.C. and Taylor, R.L. *The finite element method*. McGraw Hill, Vol. I., (1989), Vol. II., (1991).
- [24] J.C. Simo and R.L. Taylor, Consistent tangent operators for rate-independent elastoplasticity. *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, Vol. **48**, pp. 101–118, (1985).
- [25] S.R. Idelsohn and E. Oñate. Finite element and finite volumes. Two good friends. *Int. J. Num. Meth. Engng.*, Vol. **37**, 3323–3341, (1994).