XXI Simposio CEA de Control Inteligente
24-26 de junio de 2026, Salamanca

Optimización multiobjetivo de inventarios de piezas de repuesto para aerogeneradores mediante MOPSO: un estudio preliminar

González, V.[a, *], Sierra-Garcia, J.E.[b], Santos, M.[c]

[a] *Departamento de Economía y Administración de Empresas, Universidad de Burgos, C/ de los Parralillos, s/n, 09001 Burgos, España.*
[b] *Departamento de Digitalización, Universidad de Burgos, Avenida de Cantabria s/n, 09006, Burgos, España.*
[c] *Instituto de Tecnología del Conocimiento, Universidad Complutense de Madrid, 28040-Madrid, España.*

To cite this article: González, V., Sierra-Garcia, J.E., Santos, M. Optimización multiobjetivo de inventarios de piezas de repuesto para aerogeneradores mediante MOPSO: un estudio preliminar. XXI Simposio CEA de Control Inteligente, Salamanca (Spain), 2026.

Resumen

La gestión de inventarios de repuestos en sistemas industriales complejos requiere equilibrar objetivos frecuentemente contrapuestos relacionados con disponibilidad, nivel de servicio, lead time y control del riesgo financiero asociado al stock. Este trabajo propone una formulación multiobjetivo multicoste aplicada a inventarios de repuestos para aerogeneradores mediante Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO). A diferencia de aproximaciones previas basadas en una función agregada única, el modelo separa explícitamente dos funciones objetivo: una orientada a la protección del nivel de servicio, incorporando penalizaciones por backorders, desabastecimiento y lead time acumulado, y otra centrada en la protección del riesgo financiero-operativo, incluyendo costes de pedido, saturación logística, antigüedad del inventario, volumen y desviación respecto al EOQ. El caso de estudio considera siete repuestos críticos y un horizonte de doce periodos. Los resultados obtenidos muestran un frente de Pareto claramente definido, evidenciando el conflicto entre disponibilidad y exposición financiera, así como la utilidad de MOPSO para ofrecer soluciones de compromiso adaptables a distintos perfiles de decisión.

Palabras clave: Optimización multiobjetivo, MOPSO, gestión de inventarios, repuestos, aerogeneradores, metaheurísticas.

Multiobjective Optimization of Wind Turbine Spare Parts Inventories using MOPSO: A First Approach

Abstract

Inventory management for spare parts in complex industrial systems requires balancing conflicting objectives related to availability, service level, lead time and financial risk associated with inventory holdings. This work proposes a multiobjective multicost formulation for wind turbine spare parts inventory optimisation using Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO). Unlike previous approaches based on a single aggregated objective function, the proposed model explicitly separates two objective functions: one focused on service-level protection, including penalties associated with backorders, stockouts and accumulated lead time, and another aimed at financial-operational risk protection, incorporating ordering costs, logistics saturation, inventory ageing, high-volume effects and EOQ deviation penalties. The case study considers seven critical spare parts across a twelve-period planning horizon. Results show a well-defined Pareto front, highlighting the trade-off between operational availability and financial exposure, while demonstrating the suitability of MOPSO for generating decision-adaptive compromise solutions.

Keywords: Multiobjective optimization, MOPSO, inventory management, spare parts, wind turbines, metaheuristics.

1. Introducción

La optimización de inventarios constituye uno de los problemas clásicos de investigación operativa debido a la necesidad de equilibrar simultáneamente objetivos relacionados con coste, disponibilidad, nivel de servicio y capacidad operativa. Esta problemática adquiere especial relevancia en entornos de mantenimiento industrial intensivo, donde la disponibilidad de repuestos puede condicionar directamente la continuidad operativa de los activos y la

*Autor para correspondencia: veronica.gonzalez@ubu.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

capacidad de respuesta ante fallos o intervenciones correctivas (Basten y van Houtum, 2014; Scarf, 1997).

En el ámbito de los aerogeneradores, la gestión de repuestos representa un factor estratégico debido al elevado impacto económico derivado de los tiempos de parada, las operaciones de mantenimiento y las restricciones asociadas a la disponibilidad de componentes críticos. Los sistemas eólicos presentan requerimientos elevados de disponibilidad y fiabilidad, por lo que una planificación inadecuada del inventario puede incrementar significativamente los costes operativos y los tiempos de reparación. Diversos estudios han puesto de manifiesto la importancia de las tasas de fallo, los tiempos de reparación y los costes de operación y mantenimiento en el rendimiento global de los parques eólicos (Carroll et al., 2016).

En paralelo, las técnicas metaheurísticas inspiradas en inteligencia de enjambre han mostrado un elevado potencial para abordar problemas de optimización no lineales, multimodales y de elevada dimensionalidad. El algoritmo Particle Swarm Optimization (PSO), introducido por Kennedy y Eberhart (1995), ha dado lugar a variantes multiobjetivo como Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO), orientadas a la obtención de soluciones no dominadas y aproximaciones eficientes al frente de Pareto en problemas con objetivos conflictivos (Coello Coello et al., 2004). La literatura previa recoge aplicaciones de estas técnicas en planificación de inventarios, sistemas de revisión continua y problemas integrados de cadena de suministro, donde coexisten simultáneamente objetivos económicos y operativos de naturaleza contrapuesta. En este contexto, trabajos como los de Tsou (2008), Moslemi y Zandieh (2011) o Chan et al. (2020) evidencian el interés de los enfoques basados en MOPSO para gestionar conflictos entre coste, capacidad logística y rendimiento operacional. No obstante, pese al creciente desarrollo de técnicas multiobjetivo aplicadas a inventarios y supply chain, existe una menor atención específica hacia formulaciones orientadas a inventarios multicoste de repuestos para aerogeneradores, particularmente aquellas capaces de separar explícitamente los objetivos asociados al nivel de servicio y al riesgo financiero-operativo del stock.

El presente trabajo da continuidad a desarrollos previos de los autores sobre optimización multicoste de inventarios y aplicaciones a repuestos para aerogeneradores (González et al., 2025a; González et al., 2025b), evolucionando desde una formulación monoobjetivo agregada hacia un planteamiento explícitamente multiobjetivo basado en MOPSO.

La principal aportación consiste en descomponer el problema en dos dimensiones de decisión diferenciadas: una función objetivo orientada a la protección del nivel de servicio, incorporando penalizaciones asociadas a backorders, desabastecimiento y lead time acumulado, y una segunda función orientada a la protección del riesgo financiero-operativo, incluyendo costes de pedido, saturación logística, antigüedad del inventario, penalizaciones por volumen y desviaciones respecto al EOQ. Para ello, se plantea un caso de estudio compuesto por siete repuestos críticos de aerogeneradores y un horizonte temporal de doce periodos, resolviendo el problema mediante MOPSO y analizando las soluciones obtenidas a través del frente de Pareto resultante.

2. Descripción del problema

El problema abordado en este trabajo se centra en la optimización multiobjetivo multicoste de inventarios de repuestos para aerogeneradores, considerando un conjunto de componentes críticos cuya disponibilidad condiciona la capacidad de mantenimiento, la continuidad operativa y los tiempos de reparación del sistema.

Se plantea un caso de estudio compuesto por siete repuestos críticos de aerogeneradores distribuidos a lo largo de un horizonte temporal de doce periodos de planificación. El objetivo consiste en determinar políticas de aprovisionamiento capaces de equilibrar simultáneamente requisitos de disponibilidad, nivel de servicio y control del riesgo financiero asociado al inventario.

La variable de decisión considerada corresponde a la cantidad de pedido del repuesto i en el periodo t: $Q_{i,t}$, donde $i = 1, \dots, N$ representa los distintos repuestos analizados y $t = 1, \dots, T$ los periodos del horizonte temporal. En el caso de estudio considerado, (N=7) y (T=12). La evolución temporal de las variables se determina a partir de un conjunto de datos de demanda e inventario construido a partir de estadísticas industriales empleadas en trabajos previos de los autores, permitiendo representar distintos comportamientos operativos a lo largo del horizonte de planificación.

A diferencia de formulaciones tradicionales basadas en un único criterio de optimización, el presente trabajo adopta una descomposición explícitamente multiobjetivo, separando el problema en dos dimensiones de decisión asociadas a comportamientos operativos y financieros potencialmente conflictivos.

La primera función objetivo se orienta a la protección del nivel de servicio, incorporando penalizaciones vinculadas a incumplimientos operativos que pueden afectar directamente a la disponibilidad del sistema y a la capacidad de respuesta ante necesidades de mantenimiento:

$$F_1 = C_2 + C_5 + C_8 \tag{1}$$

donde:

- C_2: penalización cuadrática por backorders.
- C_5: penalización por desabastecimiento.
- C_8: penalización proporcional al lead time acumulado.

Este grupo de componentes persigue reducir las consecuencias derivadas de inventarios insuficientes, retrasos de suministro y deterioro del rendimiento operacional.

La segunda función objetivo se orienta a la protección del riesgo financiero-operativo del inventario, agrupando componentes de coste asociados al mantenimiento de stock, restricciones logísticas y eficiencia económica:

$$F_2 = C_1 + C_3 + C_4 + C_6 + C_7 \tag{2}$$

donde:

- C_1: coste de pedido.
- C_3: penalización logarítmica por saturación logística.
- C_4: penalización cúbica por antigüedad de stock.
- C_6: penalización asociada a volúmenes elevados de inventario.

- C_7: penalización sigmoide por desviación respecto al Economic Order Quantity (EOQ).

La formulación matemática detallada de los distintos componentes multicoste C_i, así como su relación con las variables de decisión del modelo, puede consultarse en González et al. (2025a) y González et al. (2025b), donde se describe el modelo completo.

Esta segunda agrupación busca limitar la exposición financiera derivada del exceso de inventario, el envejecimiento del stock, las ineficiencias logísticas y las desviaciones respecto a políticas de aprovisionamiento económicamente deseables.

El modelo incorpora adicionalmente parámetros relacionados con demanda, inventario disponible, capacidad logística, lead times y penalizaciones específicas por componente, siguiendo una lógica multicoste coherente con desarrollos previos de los autores (González et al., 2025a; González et al., 2025b). La formulación resultante da lugar a un problema multiobjetivo, no lineal y de elevada dimensionalidad, caracterizado por la coexistencia de objetivos contrapuestos entre disponibilidad operativa y minimización del riesgo financiero.

Desde el punto de vista metodológico, este trabajo constituye una evolución de investigaciones previas basadas en formulaciones multicoste resueltas mediante técnicas metaheurísticas como Genetic Algorithms (GA), Particle Swarm Optimization (PSO) y estrategias de optimización restringida (González et al., 2025a; González et al., 2025b). En dichos desarrollos, la optimización se realizaba mediante una función objetivo agregada única, capaz de integrar simultáneamente múltiples componentes de coste dentro de un esquema monoobjetivo.

Sin embargo, la naturaleza intrínsecamente conflictiva entre protección del nivel de servicio y protección del riesgo financiero-operativo del inventario sugiere la conveniencia de explorar formulaciones explícitamente multiobjetivo. Bajo este enfoque, la utilización de Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) resulta especialmente adecuada al permitir aproximar un conjunto de soluciones no dominadas y construir un frente de Pareto capaz de representar distintos compromisos de decisión entre disponibilidad y exposición financiera.

La aplicación de MOPSO permite, por tanto, mantener la continuidad metodológica con aplicaciones previas basadas en PSO y, simultáneamente, ampliar la capacidad analítica del modelo, proporcionando una representación más flexible del espacio de soluciones y una mayor adaptabilidad a distintos perfiles de gestión del inventario.

3. Técnicas

3.1. Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)

Para resolver el problema planteado se emplea Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO), una extensión multiobjetivo del algoritmo Particle Swarm Optimization (PSO) propuesta por Coello Coello et al. (2004). MOPSO se seleccionó por su capacidad para aproximar frentes de Pareto en problemas con objetivos conflictivos y funciones de coste no lineales, permitiendo analizar simultáneamente los compromisos existentes entre nivel de servicio y riesgo financiero. Este enfoque pertenece a la familia de técnicas de inteligencia de enjambre, donde un conjunto de partículas explora iterativamente el espacio de búsqueda mediante mecanismos inspirados en comportamientos colectivos.

En PSO, cada partícula representa una solución candidata del problema y evoluciona a través del espacio de decisión actualizando su posición y velocidad en función de su experiencia individual y de la información procedente del conjunto poblacional. En el caso multiobjetivo, MOPSO incorpora mecanismos adicionales orientados a la gestión de soluciones no dominadas y a la construcción progresiva de una aproximación al frente de Pareto.

En el contexto del presente trabajo, cada partícula codifica una configuración completa de cantidades de aprovisionamiento:

$$Q_{i,t},\ i = 1,\dots,N,\ t = 1,\dots,\mathrm{T} \qquad (3)$$

considerando simultáneamente los siete repuestos analizados (N = 7) y los doce periodos del horizonte temporal (T = 12).

3.2. Configuración experimental e implementación

La implementación computacional se desarrolló en MATLAB, utilizando una formulación basada exclusivamente en la variable de decisión $Q_{i,t}$. Esta decisión metodológica persigue mantener coherencia con los desarrollos previos de los autores, simplificando simultáneamente la dimensionalidad del problema respecto a formulaciones con múltiples variables de decisión.

La configuración experimental adoptada se resume en la Tabla 1.

Tabla 1. Parámetros de configuración de MOPSO

Parámetro	Valor
Número de partículas	60
Número máximo de iteraciones	100
Tamaño del repositorio	80
Peso de inercia w	0.5
Coeficiente cognitivo c_1	1.5
Coeficiente social c_2	1.5

La población inicial se genera aleatoriamente dentro de los límites admisibles definidos para cada componente y periodo. Posteriormente, cada partícula actualiza iterativamente su velocidad y posición combinando tres contribuciones principales: persistencia del movimiento previo, aprendizaje individual y aprendizaje social procedente de soluciones líderes pertenecientes al conjunto de soluciones no dominadas.

La evaluación de cada solución se realiza mediante el cálculo simultáneo de las dos funciones objetivo definidas en el apartado anterior, correspondientes a protección del nivel de servicio y protección del riesgo financiero-operativo.

3.3. Gestión del frente de Pareto y análisis de soluciones

Dado el carácter multiobjetivo del problema, la evaluación del rendimiento del algoritmo no se limita a una única solución

óptima, sino a la obtención de un conjunto de soluciones Pareto-óptimas representativas de distintos compromisos entre los objetivos considerados.

Para ello, la implementación incorpora un repositorio de soluciones no dominadas, actualizado dinámicamente durante el proceso iterativo. Cuando el número de soluciones almacenadas supera la capacidad establecida, se aplica un mecanismo de reducción basado en criterios de diversidad y distribución espacial dentro del frente.

Con objeto de facilitar el análisis de resultados, se seleccionaron adicionalmente tres soluciones representativas del frente de Pareto obtenido:

- solución orientada a servicio, correspondiente a la minimización de F_1;
- solución orientada a riesgo financiero, asociada a la minimización de F_2;
- solución equilibrada, identificada mediante normalización y minimización de distancia relativa respecto al origen del espacio multiobjetivo.

Finalmente, se registraron para cada solución las contribuciones individuales de los componentes multicoste C_1–C_8, permitiendo realizar un análisis comparativo detallado de los mecanismos responsables de los distintos compromisos obtenidos.

4. Resultados

La formulación propuesta fue implementada en MATLAB utilizando la configuración experimental descrita en el apartado anterior. La aplicación de MOPSO permitió obtener un conjunto de soluciones no dominadas representativas de distintos compromisos entre protección del nivel de servicio y protección del riesgo financiero-operativo.

4.1. Análisis de frente de Pareto

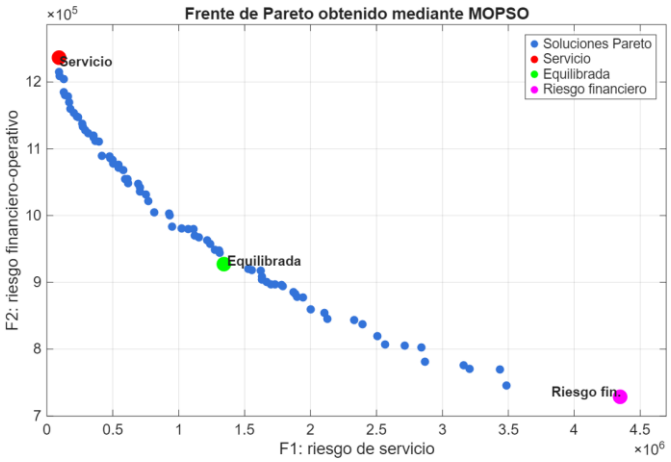


Figura 1: Frente de Pareto obtenido mediante MOPSO para el problema de inventarios multicoste de repuestos para aerogeneradores.

La Figura 1 muestra el frente de Pareto obtenido tras la ejecución de MOPSO, incluyendo las tres soluciones representativas seleccionadas para su análisis posterior: solución orientada a servicio, solución equilibrada y solución orientada a riesgo financiero.

Los resultados evidencian la existencia de un conflicto claro entre ambos objetivos, confirmando la conveniencia de adoptar una formulación explícitamente multiobjetivo. Las soluciones situadas en la zona izquierda del frente minimizan el riesgo asociado al nivel de servicio, pero presentan una mayor exposición financiera derivada del incremento de costes de inventario y aprovisionamiento. Por el contrario, las soluciones orientadas a minimizar el riesgo financiero muestran un deterioro progresivo del rendimiento operacional asociado al servicio.

La estructura obtenida valida el uso de MOPSO como herramienta capaz de proporcionar soluciones adaptables a distintos criterios de gestión, evitando la dependencia de una única solución agregada.

4.2. Análisis multicoste de soluciones representativas

Con objeto de profundizar en los mecanismos responsables de los compromisos observados en el frente de Pareto, la Figura 2 compara las contribuciones relativas de los distintos componentes multicoste para las soluciones seleccionadas.

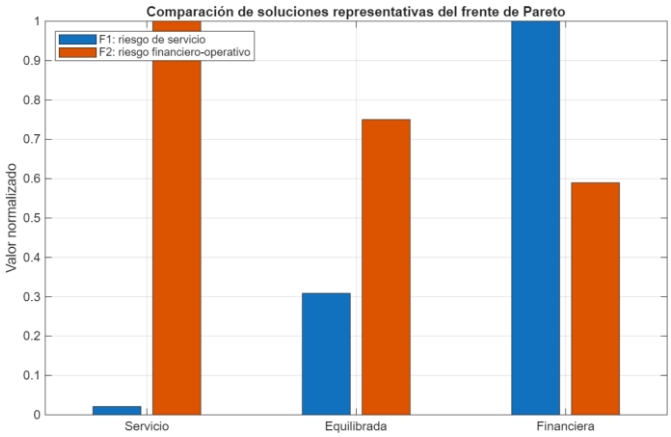


Figura 2. Comparación multicoste de soluciones representativas del frente de Pareto.

Los resultados muestran comportamientos claramente diferenciados entre perfiles de decisión. La solución orientada a servicio incrementa principalmente los componentes asociados a costes de pedido, antigüedad del inventario, volumen y desviación respecto al EOQ (C_1, C_4, C_6y C_7), consecuencia natural de mantener mayores niveles de aprovisionamiento y disponibilidad.

Por el contrario, la solución orientada a riesgo financiero presenta incrementos significativos en las penalizaciones relacionadas con backorders, desabastecimiento y lead time acumulado (C_2, C_5y C_8), reflejando el impacto operacional derivado de políticas más restrictivas desde el punto de vista del stock.

La solución equilibrada mantiene valores intermedios en la mayoría de componentes, actuando como compromiso entre disponibilidad y exposición financiera.

Con objeto de mejorar la legibilidad de la representación, el componente C_3(penalización por saturación logística) se excluyó de la visualización radar al presentar una contribución prácticamente nula en las soluciones seleccionadas. No obstante, dicho componente se mantuvo activo en el modelo

de optimización y en el cálculo de la función objetivo asociada al riesgo financiero-operativo.

4.3. Comparación de soluciones seleccionadas

La Figura 3 y la Tabla 2 permiten visualizar de forma sintética las diferencias entre las soluciones seleccionadas. Para mejorar la legibilidad de la representación radar, el componente C_3, asociado a la penalización por saturación logística, se excluyó de la visualización al presentar contribución nula en las soluciones seleccionadas, si bien se mantuvo activo en la formulación del modelo y en el cálculo de F_2.

Tabla 2. Soluciones representativas seleccionadas del frente de Pareto.

Solución	F1	F2	Caracterización
Servicio	91 320	1 236 400	Prioriza disponibilidad y minimiza riesgo de servicio
Equilibrada	1 342 600	927 270	Compromiso entre ambos objetivos
Riesgo financiero	4 349 300	728 810	Minimiza exposición financiera

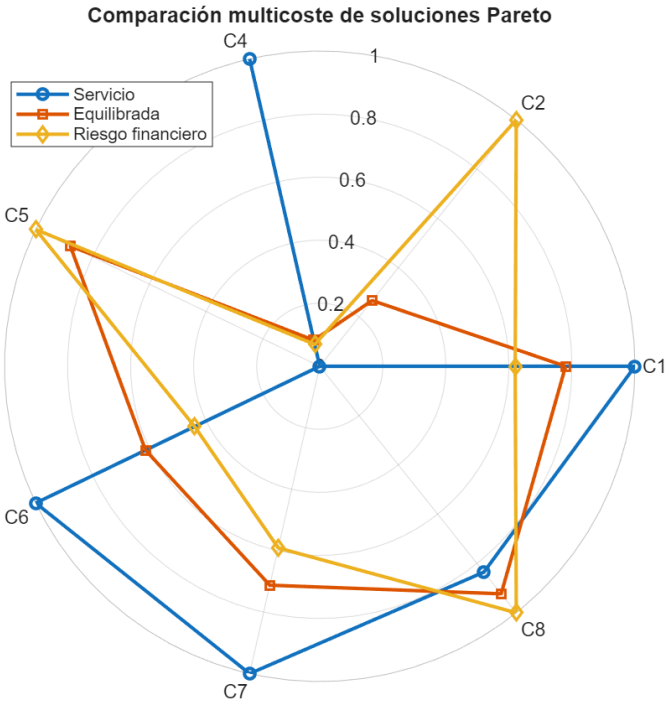


Figura 3: Comparación normalizada de soluciones representativas obtenidas mediante MOPSO.

La solución orientada a servicio alcanza el menor valor de F_1, aunque a costa de registrar el mayor nivel de exposición financiera. En este caso, la minimización explícita de la función objetivo asociada al nivel de servicio conduce a una reducción completa de las penalizaciones por backorders y desabastecimiento (C_2 y C_5), reflejando una política de aprovisionamiento orientada a maximizar la disponibilidad del sistema. Esta reducción se consigue, no obstante, a costa de incrementar costes vinculados al mantenimiento de mayores niveles de inventario.

En el extremo opuesto, la solución orientada a riesgo financiero minimiza F_2, pero presenta un incremento sustancial del riesgo asociado al nivel de servicio. La solución equilibrada emerge como una alternativa intermedia capaz de ofrecer un compromiso razonable entre ambos objetivos, ilustrando el valor práctico de los enfoques basados en frentes de Pareto para apoyar procesos de decisión con prioridades cambiantes.

4.4. Comportamiento iterativo del algoritmo

Con objeto de analizar el comportamiento computacional del algoritmo, la Figura 4 muestra la evolución simultánea del número de soluciones no dominadas almacenadas en el repositorio Pareto y de la función objetivo asociada al riesgo financiero-operativo (F_2) durante el proceso iterativo de optimización.

Los resultados evidencian un comportamiento convergente consistente del procedimiento MOPSO empleado. El número de soluciones no dominadas experimenta un crecimiento progresivo durante las primeras iteraciones, reflejando la capacidad exploratoria del algoritmo para identificar configuraciones alternativas de compromiso entre los objetivos considerados. Posteriormente, la evolución tiende a estabilizarse en valores próximos al tamaño máximo del repositorio, indicando la consolidación del frente de Pareto obtenido.

Paralelamente, la función F_2 presenta una reducción gradual a lo largo del proceso iterativo, mostrando la capacidad del algoritmo para refinar soluciones con menor exposición financiera dentro del espacio de búsqueda. Este comportamiento confirma que la mejora iterativa no se limita a la obtención de una única solución óptima, sino que permite construir progresivamente un conjunto diverso de alternativas no dominadas.

Por su parte, la función F_1 alcanza tempranamente un valor estable asociado a la rápida identificación de configuraciones favorables para la protección del nivel de servicio, particularmente mediante la eliminación de penalizaciones ligadas a backorders y desabastecimiento. Debido a esta estabilización temprana y a la escasa variabilidad observada durante las iteraciones posteriores, su representación gráfica resultaría poco informativa, por lo que la Figura 4 se centra en la evolución del repositorio de soluciones no dominadas y de la función F_2.

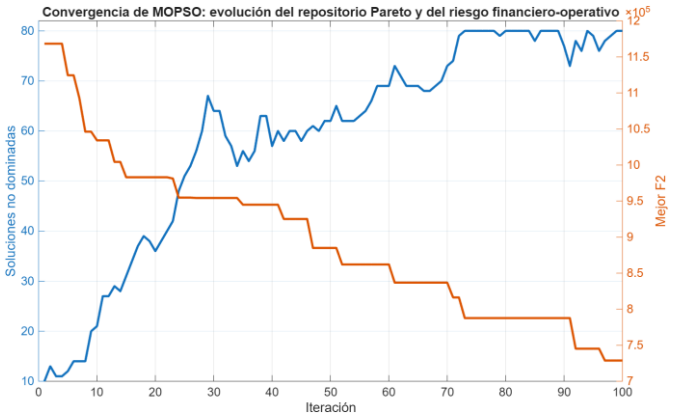


Figura 4. Convergencia de MOPSO: evolución del repositorio Pareto y del riesgo financiero-operativo.

En conjunto, los resultados obtenidos respaldan la capacidad de MOPSO para gestionar simultáneamente

objetivos conflictivos y aproximar de forma robusta soluciones Pareto-óptimas en problemas multicoste de inventario para repuestos de aerogeneradores.

5. Conclusiones

Este trabajo ha presentado una formulación de optimización multiobjetivo multicoste de inventarios de repuestos para aerogeneradores basada en Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO). La propuesta se plantea como una evolución de desarrollos previos de los autores basados en formulaciones multicoste monoobjetivo resueltas mediante metaheurísticas como GA y PSO, incorporando en esta ocasión una descomposición explícita entre protección del nivel de servicio y protección del riesgo financiero-operativo del inventario.

Los resultados obtenidos muestran la capacidad de MOPSO para abordar eficazmente un problema no lineal, multicoste y multiobjetivo asociado a la gestión de repuestos críticos en sistemas eólicos. El frente de Pareto obtenido evidencia la existencia de compromisos claros entre disponibilidad y exposición financiera, confirmando la naturaleza conflictiva de ambos objetivos y justificando la conveniencia de adoptar formulaciones multiobjetivo frente a enfoques basados en funciones agregadas únicas.

El análisis de soluciones representativas permitió identificar comportamientos diferenciados entre políticas orientadas a servicio, estrategias de minimización del riesgo financiero y alternativas equilibradas. Asimismo, la descomposición multicoste mostró cómo distintas configuraciones de inventario desplazan el peso relativo entre costes de aprovisionamiento, volumen, antigüedad del stock, backorders, desabastecimiento y lead times acumulados.

Desde una perspectiva metodológica, el empleo de MOPSO no sólo mantiene la continuidad con aplicaciones previas basadas en inteligencia de enjambre, sino que amplía la capacidad analítica del modelo al proporcionar un conjunto de soluciones no dominadas adaptables a distintos perfiles de decisión.

Como líneas futuras de investigación, se plantea ampliar la dimensionalidad del problema mediante conjuntos de repuestos más extensos, incorporar datos operacionales reales procedentes de sistemas de mantenimiento industrial y explorar la integración del modelo con enfoques de predictive maintenance y planificación avanzada de operaciones.

Agradecimientos

Este trabajo fue parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades de España, como parte del proyecto **PID2024-155653OB-C21**, financiado por **MICIU/AEI/10.13039/501100011033**.

Referencias

Basten, R. J. I., & Houtum, van, G. J. J. A. N. (2014). System-oriented inventory models for spare parts. *Surveys in Operations Research and Management Science*, *19*(1), 34-55. https://doi.org/10.1016/j.sorms.2014.05.002

Carroll, J., McDonald, A., & McMillan, D. (2016). *Failure rate, repair time and unscheduled O&M cost analysis of offshore wind turbines*. *Wind Energy, 19*(6), 1107–1119. https://doi.org/10.1002/we.1887

Chan, T. S., Wang, Z. X., Goswami, A., Singhania, A., & Tiwari, M. K. (2020). *Multi-objective Particle Swarm Optimisation based Integrated Production Inventory Routing Planning for Efficient Perishable Food Logistics Operations. International Journal of Production Research, 58(17), 5155-5174*. https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1701209

Coello Coello, C. A., Pulido, G. T., & Lechuga, M. S. (2004). *Handling multiple objectives with particle swarm optimization*. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 8*(3), 256–279. https://doi.org/10.1109/TEVC.2004.826067

González, V., & Sierra-García, J. E. (2025). *Optimización de costes de inventario con penalizaciones mediante algoritmos genéticos*. En *XX Simposio CEA de Control Inteligente*. Huelva, España. https://doi.org/10.64117/simposioscea.v1i2.104

González González, V., Huerta Zavala, P. A., & Sierra-García, J. E. (2025). *Sostenibilidad y crecimiento de franquicias de alimentación: Un análisis con algoritmos de optimización por enjambres y algoritmos evolutivos para reducir el desperdicio*. *XXXV Jornadas Luso-Españolas de Gestión Científica*.

González González, V., & Sierra-García, J. E. (2026). *Optimización multi-coste de inventarios de repuestos en turbinas eólicas utilizando Particle Swarm*. En E. Bayona Blanco, M. Santos Peñas, & J. E. Sierra-García (Coords.), *VII International Workshop on Wind (and) Waves Energy (WWWE 2026)* (pp. 99–104). Servicio de Publicaciones e Imagen Institucional, Universidad de Burgos. https://doi.org/10.36443/9791387585358

Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). *Particle swarm optimization*. En *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks* (Vol. 4, pp. 1942–1948). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968

Moslemi, H., & Zandieh, M. (2011). *Comparisons of some improving strategies on MOPSO for multi-objective (r, Q) inventory system*. *Expert Systems with Applications, 38*(10), 12051–12057. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.169

Scarf, P. A. (1997). *On the application of mathematical models in maintenance*. *European Journal of Operational Research, 99*(3), 493–506. https://doi.org/10.1016/S0377-2217(96)00316-5

Tsou, C.-S. (2008). *Multi-objective inventory planning using MOPSO and TOPSIS*. *Expert Systems with Applications, 35*(1–2), 136–142. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.06.009