

Selección de medidas de control en Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo mediante metaheurísticas

Selection of control measures in occupational health and safety management system through metaheuristics.

RUIZ-PERALTA, Jesús D. ¹
PLAZA-GÓMEZ, María T. ²
HERNANDEZ-RIAÑO, Helman E. ³

Resumen

La selección óptima de medidas de control es un problema cuyo objetivo es lograr una reducción máxima de los niveles de riesgo, hecho que condiciona a la planificación presupuestaria y restricciones de naturaleza propia de la implementación de un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST). En esta investigación se propone un modelo de selección de medidas de control, el modelo corresponde a la aplicación de un problema de mochila con múltiples restricciones. Las metaheurísticas utilizadas fueron: Algoritmo Genético y Optimizador de Hiena Manchada.

Palabras clave: sistema de gestión de seguridad y salud en el trabajo (SG-SST), medidas de control, algoritmo genético, optimizador de hiena manchada.

Abstract

The optimal selection of control measures is a problem whose objective is to achieve a maximum reduction in risk levels, a fact that conditions budgetary planning and restrictions of a nature inherent to the implementation of an SG-SST. In this research, a model for the selection of control measures is proposed, the model corresponding to the application of a backpack problem with multiple restrictions. The metaheuristics used were: Spotted Hyena Genetic Algorithm and Optimizer.

Key words: occupational health and safety management system (OHSMS); control measure, genetic algorithm, spotted hyena optimizer.

1. Introducción

Hoy en día las empresas creen que mejorar las condiciones de trabajo es costoso, sin embargo, la expansión de los mercados y el crecimiento de la cadenas de suministros industriales ha supuesto un mundo de oportunidades para crecer, aunque para ello es menester que las empresas sean más competitivas y es innegable que al apostar por mejorar sus sistemas de gestión, ya sea de seguridad y salud en el trabajo (SST), calidad, medioambiente o en cuanto a responsabilidad social empresarial, tienen la oportunidad de fomentar la competitividad, aumentar la productividad y reducir costos (OIT, 2014).

¹ Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Córdoba, carrera 6 No. 76-103, Montería, Colombia, ruizjd.97@gmail.com.

² Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Córdoba, carrera 6 No. 76-103, Montería, Colombia, mtplaza@correo.unicordoba.edu.co

³ Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Córdoba, carrera 6 No. 76-103, Montería, Colombia, hhernandez@correo.unicordoba.edu.co

Una vez la organización decide implementar un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST), por política propia o normatividad vigente de su país es necesario que los procesos de implementación sean eficaces. Normas técnicas como la ISO 45001:2018 dicta los requisitos para establecer, implementar y mantener un SG-SST; determinarse a implementar esta u otras normas implica tener a consideración la realidad económica propia de cada empresa, por ello se debe administrar adecuadamente los recursos disponibles y responder por las decisiones dentro del sistema de gestión (International Organization for Standardization [ISO], 2018), sin descuidar el cumplimiento a cabalidad de todos los requisitos que competen a la empresa.

Invertir en SST se traduce en mayor productividad para una compañía, sin embargo, ello no significa que grandes inversiones impliquen los niveles más bajos de riesgo. Debido a que los modelos básicos de análisis de decisiones de inversión empleados en SST están basados en modelos de costo-beneficio que se enfocan principalmente en la minimización de los costos totales esperados, que son la suma de los costos de prevención de accidentes de trabajo. Con esto último no se busca desestimar el efecto positivo que tiene la inversión sobre el desempeño en seguridad industrial, pero sí es necesario enfocar dichos modelos hacia la prevención y la cultura de la seguridad, para tomar decisiones óptimas de inversión que conduzcan a reducir la frecuencia de accidentes de trabajo y controlar los costos totales de la empresa (Ma, Zhao& Xi, 2016).

Es así que en cada análisis de inversión ya sea en seguridad en general o en SST, se debe determinar primero tanto el modelo como las herramientas idóneas para la selección de las inversiones a implementar. Además, hay que establecer cuáles son las condiciones de la organización en cuanto a la capacidad de inversión y la pertinencia de las medidas. En todo caso, podría ser beneficioso cambiar el paradigma de la inversión en SST por medio de la optimización y la identificación de oportunidades que difícilmente pueden ser detectadas con métodos convencionales de toma de decisiones.

Cabe hacer la aclaración que este problema ha sido abordado desde métodos matemáticos bajo dos perspectivas. La primera de ellas orientada a la modelación matemática y optimización del riesgo a través de técnicas tanto exactas como aproximadas y, en segundo lugar, a través de modelos basados en optimización económica. Basado en el primer enfoque la investigación encabezada por Antonio C. Caputo, Pacifico M. Pelagagge y Paolo Salini (2013) presenta un modelo matemático para la selección de medidas de seguridad (SM) en un sistema de seguridad industrial, los autores construyeron el modelo a partir del problema de mochila binario, en la cual la función objetivo se encarga de maximizar la utilidad asociada las SM, considerando a la utilidad como un parámetro, obtenido mediante la evaluación de seis criterios respecto a las medidas: efectividad, costo, eficiencia, rango, aplicabilidad y funcionalidad. Por otro lado, el modelo considera restricciones de costo, precondition, compatibilidad y obligatoriedad establecidos entre las relaciones de las SM. El objetivo del modelo es facilitar la tarea en la toma de decisiones para minimizar riesgos en una organización teniendo en cuenta un presupuesto limitado.

Reniers y Sörensen (2013), nos muestran con la combinación de un problema de mochila y la técnica de matriz de riesgos, un análisis de costo-beneficio para la toma de decisiones de inversión eficientes. El método que emplean parte de la identificación de peligros, luego valora los riesgos asociados a estos y monetiza los posibles costos asociados a la ocurrencia de accidentes, para terminar con un problema de mochila que maximiza el beneficio total de las medidas de prevención que sean seleccionadas. Gul y Guneri (2016) resaltan las cualidades de la técnica anterior, sin embargo, proponen un enfoque difuso para tratar las deficiencias en cuanto al cálculo de parámetros de probabilidad y consecuencia relacionados a los peligros, además, las medidas de control son elegidas por jerarquía de controles, comúnmente establecida en las normas internacionales de SST.

En contraste, Todinov (2015) critica el modelo de programación binaria de mochila, pues cree que la maximización de los beneficios de los elementos que se seleccionan en este enfoque es inadecuado, en tanto que los presupuestos tienen un valor intrínseco que también debe ser eficiente en su asignación. Por ello,

propuso un enfoque de programación dinámica de mochila estándar (0-1) para maximizar la suma ponderada del beneficio y el presupuesto restante, obteniendo mejores resultados. Así mismo, escala los resultados a la gestión del riesgo, donde expone las debilidades de usar el modelo de mochila en optimización de riesgos para sistemas de series paralelas y establece un teorema para abordar este tipo de situaciones.

Un estudio un poco más robusto en cuanto a modelación matemática plantea un modelo de múltiples objetivos con el propósito de minimizar los riesgos máximos de los peligros y maximizar la reducción total del riesgo (Eslami, Cheraghi & Khakzad, 2019). En esa investigación se aborda el problema sopesando los posibles efectos sinérgicos de las diversas medidas de seguridad, para ello hacen uso de una estrategia pesimista que incluye el riesgo mínimo actualizado luego de haber implementado una medida de seguridad a cierto peligro, en este estudio se propone un algoritmo genético de clasificación no dominada (NSGA-II) para la solución del problema multiobjetivo mediante método lexicográfico.

Por otro lado, un estudio que emplea la optimización de la inversión en medidas de seguridad desde el enfoque económico, es desarrollado por Sato (2012) allí el autor usa un modelo de programación lineal y de jerarquía analítica, para optimizar el presupuesto de inversión en medidas de seguridad en una planta química. También relacionado a este trabajo se encuentran enfoques más específicos, donde se aborda el problema de inversión en seguridad industrial desde la perspectiva del costo de oportunidad, allí el costo de escasez es explicado por la ocurrencia de accidentes y el costo excesivo debido a invertir más de lo requerido para la prevención de accidentes (Ma et al., 2016).

Con el mismo enfoque, Mancuso, Compare, Salo y Zio (2019) presentaron un método innovador en la optimización de cartera de prevención de medidas de seguridad, fundamentados en una optimización por proceso presentan un modelo probabilístico que captura la dinámica de las fallas y los accidentes mediante redes bayesianas dinámicas, por tanto, usando un modelo de optimización multiobjetivo determina las carteras de prevención en diferentes etapas del tiempo lo que proporciona una combinación óptima de medidas de seguridad en diferentes etapas de tiempo.

Los nuevos enfoques en optimización para la gestión del riesgo y selección de medidas de control en distintos escenarios, se han centrado en la aplicación de métodos de inteligencia artificial en la identificación de peligros y evaluación de riesgos, en este contexto, la investigación presentada por Ayhan y Tokdemir (2019) defiende el beneficio que suponen los modelos predictivos en las estimaciones de fallas de seguridad industrial, impactando positivamente en la toma de acciones preventivas para eliminar dichas fallas. Otra investigación emplea el aprendizaje automático, con el propósito de realizar predicciones de los niveles de riesgo en concordancia con los cambios en las condiciones del sistema, esto obviamente encaminado a la mejora en la toma de decisiones de control en los sistemas (Paltrinieri, Comfort & Reniers, 2019).

Este estudio pretende presentar un modelo claro y adecuado, que refuerce de manera fiable la toma de decisiones en la implementación del SG-SST, así como ofrecer una alternativa de optimización a este modelo para garantizar una toma de decisiones acertada en la reducción del riesgo y financieramente eficiente.

2. Metodología

Se empleó una metodología no experimental-transeccional-exploratoria. El diseño de investigación “No Experimental”, se empleó porque no hubo manipulación deliberada de variables y solo se observó un fenómeno en su ambiente natural para después analizarlo.

2.1. Modelo matemático

El modelo contiene una combinación entre los criterios para establecer medidas de control (MC) expuestos en la ISO 45001:2018 (ISO, 2018), las actividades para identificar los peligros y valorar los riesgos de la Guía Técnica Colombiana Numero 45 de 2012 (GTC 45) (Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación [ICONTEC], 2012) y el modelo de mochila multicriterio enfocado a la optimización económica de medidas de seguridad industrial propuesto por Caputo, Pelagagge y Palumbo (2013). Es necesario aclarar que este modelo considera que previo a su implementación, en la planeación del SG-SST se cumplieron, tal como lo establece la norma internacional ISO 45001:2018, los siguientes requisitos:

- Identificación de peligros y evaluación de riesgos y oportunidades.
- Determinación de los requisitos legales y otros requisitos.
- Planificación presupuestaria y determinación de posibles controles para la eliminación de peligros y reducción riesgos, conforme a la jerarquía de controles establecida.

Por otra parte, en esta investigación de acuerdo a los estudios realizados se considera que una MC aplicada a un peligro específico reduce los niveles de riesgo bajo índices adecuados, es decir, se considera la selección de una sola MC por peligro, la sinergia de las distintas combinaciones de medidas es considerada entre las restricciones. A continuación, se expone el modelo:

$$Max \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{k_j} R_{ij} y_{ij} \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{k_j} C_{ij} y_{ij} \leq C_{MAX} \quad (2)$$

$$\sum_{m=1}^n \sum_{l=1}^{k_m} Com_{ijlm} y_{ij} y_{lm} = 0 \quad \forall i, j \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^{k_j} P_{jm} y_{ij} \geq \sum_{i=1}^{k_m} P_{jm} y_{im} \quad \forall j, m \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^{k_j} y_{ij} \geq Ob_j \quad \forall j \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{k_j} y_{ij} \leq 1 \quad \forall j \quad (6)$$

La función objetivo (1) del modelo propuesto se encarga de maximizar la suma agregada del total de reducción del nivel de riesgo asociados R_{ij} a cada medida de control y_{ij} seleccionada donde $j \in \{1, \dots, n\}$ son los peligros, $i_j \in \{1, \dots, k_j\}$ son las posibles MC a aplicar, considerando que k_j define el número de medidas candidatas al peligro j . De modo que, por cada j peligro existen k_j medidas disponibles, donde cada una de estas tiene la opción de ser escogida o no. La ecuación (2) garantiza que los costos monetarios individuales C_{ij} asociados a cada MC no supere el presupuesto máximo C_{MAX} establecido, este costo individual consiste en los costos de materiales, mano de obra, mantenimiento, capacitación, etc. La ecuación (3) representa la compatibilidad entre medidas de control, pues existen MC mutuamente excluyentes, se define una matriz de compatibilidad Com de tamaño $N \times N$, siendo $N = \sum_{j=1}^n k_j$. Donde $Com_{ijlm} = 0$ cuando la medida de control i del peligro j , es compatible con la medida l del peligro m y $Com_{ijlm} = 1$ en caso contrario. Es válido aclarar que $Com_{ijij} = 0$ para todo i, j . La ecuación (4) la cual corresponde al criterio de precondición, en este caso se considera que para seleccionar una MC para un peligro j también debe estar seleccionada una MC para el peligro m ; una ejemplificación de esto se puede ver en la selección de medidas asociadas a elementos de protección personal (EPP) para trabajo en alturas y la selección de capacitaciones para trabajo en alturas, en este caso para

seleccionar una medida para el peligro j , trabajo en alturas, es necesario también seleccionar una medida para el peligro m . En la ecuación (5) se encuentra la restricción de obligatoriedad, la cual corresponde a requisitos legales, requisitos de la organización, acuerdos con los empleados, acuerdos contractuales, entre otros, o se define un parámetro de obligatoriedad Ob , donde $Ob_j = 1$, si el peligro j requiere de una medida de control obligatoriamente y $Ob_j = 0$ de lo contrario. Por último, en la ecuación (6) garantiza la selección de una única MC por peligro.

Cabe aclarar que R en la función objetivo es el resultado de la diferencia de nivel de riesgo inicial evaluado para un peligro identificado (NR_i) y el nivel de riesgo final esperado luego de implementar la medida de control sobre dicho peligro (NR_f) tal como se expresa en la ecuación (7). Para calcular a NR como se muestra en la ecuación (8) se debe establecer el nivel de probabilidad (NP) y el nivel de consecuencia (NC). Por su parte NP se obtiene con el producto del nivel de deficiencia (ND) por el nivel de exposición (NE) como se ilustra en la ecuación (9), Además, mientras NC corresponde a la medida de la severidad de las consecuencias, en la Tabla 1 se muestra su clasificación,

$$R = NR_i - NR_f \quad (7)$$

$$NR = NP \times NC \quad (8)$$

$$NP = ND \times NE \quad (9)$$

Siguiendo las pautas de la GTC-45 el valor adecuado para el nivel de deficiencia (ND) y el nivel de exposición (NE) se determinan mediante la

Tabla 2 y Tabla 3, respectivamente. (ND) es a la magnitud de la relación esperable entre el conjunto de peligros detectados tanto con su relación causal directa con posibles incidentes, como con la eficacia de las medidas preventivas existentes en el lugar de trabajo; mientras NE , cuantifica la situación de exposición a un peligro que se presenta en un tiempo determinado durante la jornada laboral (ICONTEC, 2012).

Tabla 1
Determinación del nivel de consecuencias

Nivel de consecuencias	NC	Significado
		Daños personales
Mortal o catastrófico (M)	100	Muerte (s)
Muy grave (MG)	60	Lesiones o enfermedades graves irreparables (incapacidad permanente parcial o invalidez)
Grave (G)	25	Lesiones o enfermedades con incapacidad laboral temporal (ILT)
Leve (L)	10	Lesiones o enfermedades que no requieren incapacidad

Fuente: GTC 45:2012

Tabla 2
Determinación del nivel de deficiencia

Nivel de deficiencia	VALOR DE ND	Significado
Muy alto (MA)	10	Se ha(n) detectado peligro(s) que determina(n) como posible la generación de incidentes, o la eficacia del conjunto de medidas preventivas existentes respecto al riesgo es nula o no existe, o ambos.
Alto (A)	6	Se ha(n) detectado algún(os) peligro(s) que pueden dar lugar a incidentes significativa(s) o la eficacia de medidas preventivas existentes es baja, o ambos
Medio (M)	2	Se han detectado peligros que pueden dar lugar a incidentes poco significativos o de menor importancia, o la eficacia del conjunto de medidas preventivas existentes es moderada, o ambos.
Bajo (B)	No se asigna valor	No se ha detectado peligro o la eficacia del conjunto de medidas preventivas existentes es alta, o ambos. El riesgo está controlado.

Fuente: GTC 45:2012

Tabla 3
Determinación del nivel de exposición

Nivel de exposición	Valor de NE	Significado
Continua (EC)	4	La situación de exposición se presenta sin interrupción o varias veces con tiempo prolongado durante la jornada laboral
Frecuente (EF)	3	La situación de exposición se presenta varias veces durante la jornada laboral por tiempos cortos.
Ocasional (EO)	2	La situación de exposición se presenta alguna vez durante la jornada laboral y por un período de tiempo corto
Esporádica (EE)	1	La situación de exposición se presenta de manera eventual

Fuente: GTC 45:2012

2.2. Metaheurística

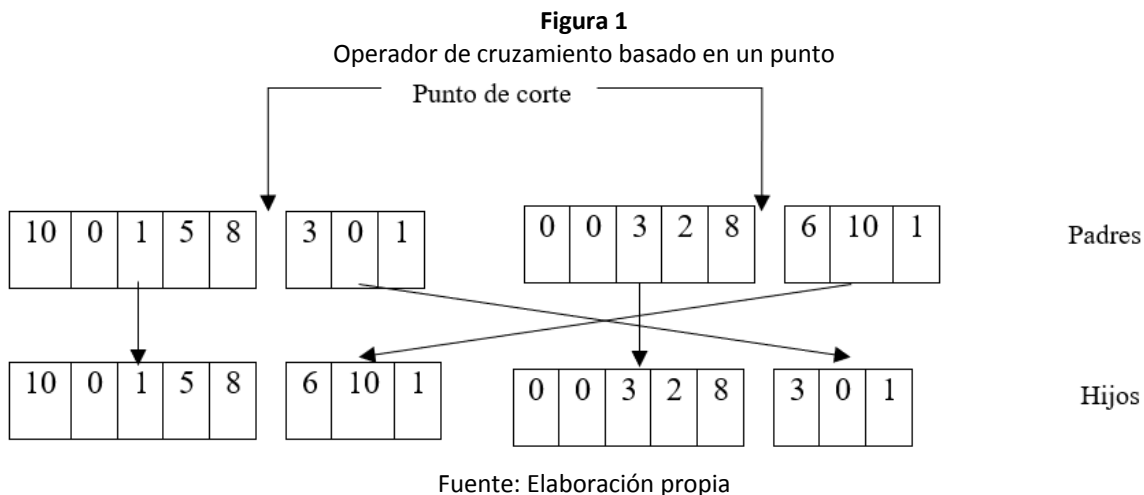
Teniendo en cuenta los antecedentes de investigación referentes al problema de mochila, se seleccionó el Algoritmo Genético (GA), el cual representa una metodología fiable y eficiente en la solución de problemas NP-fuertes. Además, como alternativa innovadora para abordar el problema se seleccionó un algoritmo Optimizador de Hiena Manchada (SHO).

Algoritmo Genético: El GA consiste en la “evolución” de una población inicial (conjunto inicial de soluciones) que mediante operadores que simulan la selección natural, como la reproducción o selección, la recombinación o cruce y la mutación, los cuales en varias generaciones logran obtener poblaciones con mejores aptitudes respecto al entorno (Mitchell, 1998). A continuación, describimos cada operador:

Inicialización: En primer lugar, acorde a las restricciones del problema en estudio se genera aleatoriamente la población inicial compuesto por TP (tamaño de población) individuos, en otras palabras, se generan TP soluciones del problema de selección de medidas de control en un SG-SST. Para generar este conjunto factible de soluciones iniciales, se utilizó un enfoque constructivo respecto a las restricciones de compatibilidad y obligatoriedad, mientras que los criterios de rechazo de las soluciones son las restricciones de precondition y costo. Se optó por dicho enfoque porque disminuye el tiempo de generación de la población inicial y en las iteraciones de los operadores.

Selección: En segundo lugar, se selecciona una cantidad determinada de soluciones mediante un torneo: un par de individuos son seleccionados al azar, se compara la calidad de las soluciones, seleccionando el de mejor función de adaptación. Así, se conforma el conjunto de soluciones llamado “padres” que en este caso tiene un tamaño $\frac{TP}{2}$.

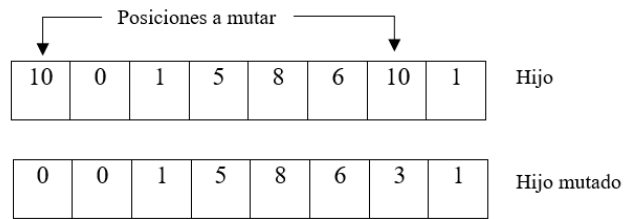
Cruzamiento: Con el objetivo de realizar una recombinación de las soluciones a partir del conjunto de padres se emplea este operador, inspirado en el cruzamiento genético de los seres de la naturaleza, este proceso se realiza hasta que se consigue generar una población factible de hijos de tamaño TP . En este trabajo se dispuso del operador de cruce basado en un punto, en el cual la recombinación de dos padres se da por medio de un punto de corte, para posteriormente intercambiar las secciones de las soluciones. Esto es, el hijo 1 (H1) estará conformado por la primera parte del padre 1 (P1) y la segunda parte del padre 2 (P2) y viceversa para el hijo 2 (H2), tal como se ilustra en la Figura 1.



Mutación: Consiste en la variación de uno o varios genes (valores del vector solución), este proceso se ilustra en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..** La idea es generar pequeños cambios en las soluciones, pero que permitan una mejor explotación del espacio de búsqueda a medida que la población de individuos vaya convergiendo a partir de una probabilidad de mutación (Pm). El operador de mutación empleado en este trabajo implica la variación de un número variable de posiciones, este número decrece en el intervalo definido por $[n * Pm, 1]$ a través de sucesivas generaciones, esto a través de la integración del operador con la ecuación (10), donde nm es el número de posiciones a mutar en la iteración actual, t es el tiempo de corrida actual y t_{Max} el tiempo máximo establecido para las iteraciones.

$$nm = n * pm(1 - \frac{t}{t_{Max}}) \quad (10)$$

Figura 2
Operador de mutación



Fuente: Elaboración propia.

Reemplazo: Por último, con el propósito de repetir el proceso en caso de no cumplir el criterio de parada del algoritmo, el operador de reemplazo, se encarga de actualizar la generación inicial de individuos de la siguiente iteración con la generación final de padres de la iteración inmediatamente anterior. Así mismo, se encarga de evaluar los individuos descendientes y obtener la mejor solución obtenido hasta el momento.

Cabe señalar que, en cada uno de los operadores del GA se evalúa la factibilidad de las soluciones con respecto a las restricciones del modelo, así, se utiliza el enfoque de construcción de soluciones mencionado inicialmente para llevar a cabo esta prueba.

Optimizador de Hiena Manchada: el algoritmo metaheurístico denominado como Optimizador de Hiena Manchada (SHO) (Dhiman & Kumar, 2017, 2018), es un algoritmo de optimización inspirado en el comportamiento colaborativo de las hienas manchadas en la búsqueda, caza y ataque de sus presas. A continuación, se describen los operadores y la manera en que fueron adoptados para el problema a solucionar en la presente investigación:

Inicialización (Buscar y rastrear): Se genera aleatoriamente la población de hienas manchadas (conjunto inicial de soluciones) a partir de las restricciones del problema, con un enfoque constructivo. De igual manera es evaluada la función objetivo para cada hiena y se escoge el mejor agente de búsqueda, el cual indicará la posición de la presa. Los parámetros empleados se expresan en las ecuaciones (11), (12) y (13) serán los que equilibren adecuadamente la exploración y la explotación del algoritmo.

$$\vec{B} = 2\vec{rd}_1 \quad (11)$$

$$\vec{E} = 2\vec{h} \cdot \vec{rd}_2 - \vec{h} \quad (12)$$

$$\vec{h} = 5 - \left(\frac{t*5}{t_{Max}}\right) \quad (13)$$

Mientras \vec{rd}_1 y \vec{rd}_2 son vectores aleatorios en $[0,1]$, los vectores \vec{B} y \vec{E} ajustan los diferentes lugares a los que pueden llegar a explorar el algoritmo, para empezar, el vector \vec{B} contiene valores aleatorios que proporciona un

comportamiento más aleatorio del algoritmo SHO, tal como se ve evidencia en la ecuación **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** correspondiente a la distancia. Por otro lado, los parámetros \vec{h} y \vec{E} , equilibran mutuamente la exploración y la explotación, \vec{h} disminuye linealmente en [5,0] en el transcurso del tiempo de corrida t hasta tendiendo a cero mientras se acerca el tiempo máximo establecido para las iteraciones (t_{Max}).

Rodear, cazar y atacar: Las hienas manchadas cazan en grupos y mediante alertas sonoras se comunican entre sí cuando encuentran una nueva fuente de alimento. Así, la ecuación (14) define la distancia \vec{D}_h entre la presa y la hiena manchada como el valor absoluto de la diferencia entre la posición de la hiena k-ésima \vec{P}_k y la posición de la hiena mejor ubicada \vec{P}_h (hasta la iteración anterior), esta última multiplicada por el vector \vec{B} , x indica la iteración actual. Tras esto, la posición de las hienas se actualiza mediante la ecuación (15), la hiena k-ésima rodea o ataca a la presa luego de actualizar su posición considerando la distancia multiplicada por un el vector \vec{E} .

$$\vec{D}_h = |\vec{B} \cdot \vec{P}_h(x-1) - \vec{P}_k(x)| \quad (14)$$

$$\vec{P}_k(x) = \vec{P}_h(x-1) - \vec{E} \cdot \vec{D}_h \quad (15)$$

En el modelo matemático la exploración (búsqueda de presas) se garantiza mediante valores $|\vec{E}| > 1$ los cuales en las iteraciones iniciales facilitan que las hienas se alejen de la presa, simulando el comportamiento envolvente de la caza, de igual manera el vector \vec{B} proporciona valores aleatorios de exploración, intencionalmente necesarias en iteraciones finales, cuando el algoritmo se dedica a la explotación (ataque de presas), evitando así caer en óptimos locales con facilidad. En segundo lugar, la explotación del algoritmo SHO comienza cuando $|\vec{E}| < 1$, lo cual obliga al grupo de hienas a asaltar hacia la presa.

Figura 3
Adaptación del operador de caza SHO

Vector solución inicial	10	0	1	5	8	0	3	0	1	$\vec{P}_h(x-1)$
Límites de actualización	1	2	1	5	0	0	2	4	0	$\vec{E} \cdot \vec{D}_h$
Vector solución actualizado (Hiena k-ésima)	8	1	0	3	8	0	5	1	0	$\vec{P}_k(x)$

Fuente: Elaboración propia

Para esta investigación se realizaron algunos ajustes propios de la metaheurística al problema de estudio, en general se mantuvo la esencia de SHO, tanto los parámetros expresados en la inicialización del modelo, las ecuaciones de distancia y actualización de posiciones se mantienen sin alteraciones, sin embargo, la perspectiva del algoritmo cambia al no tratarse de un problema codificado en valores reales. En este sentido, como se muestra en la Figura 3, la adaptación al algoritmo considera que el factor $\vec{E} \cdot \vec{D}_h$ en la ecuación (14) son los límites dentro de los cuales los valores de las posiciones pueden variar, es decir, si para cierto vector solución en su posición inicial el algoritmo indica que este factor es de 2, en esta posición hay la posibilidad de moverse hacia los dos vecinos más próximos o hacia los dos vecinos ubicados a dos posiciones respecto al valor inicial.

Acorde a lo definido por la normatividad de estándares internacionales en SG-SST y la GTC 45:2012 (ICONTEC, 2012; ISO] 2018) se considera que las medidas de control en un SG-SST deben evaluarse tanto por su efectividad en la reducción de los niveles de riesgo como por el costo que representa, por lo que una vecindad en esta

adaptación del algoritmo considera que el vecino de una MC es aquel que posee el índice de costo-beneficio más cercano al actual. Por tanto, se puede decir que el algoritmo explora el espacio de búsqueda a partir de una solución óptima, explorando y explotando esta solución respecto a sus vecindades en términos de rentabilidad.

2.3. Instancia

Las instancias seleccionadas en esta investigación provienen del estudio realizado por Pisinger (Pisinger, 2005), en el cual a partir de un análisis de rendimientos de métodos de solución para el problema de la mochila proporciona ciertas instancias clasificadas en cuanto a la correlación (utilidad-costo) de sus elementos o a tamaño de coeficientes de los mismos. Se selecciona un grupo de elementos provenientes de una instancia de correlación medianamente fuerte, debido que en general, en administración, el valor de retorno esperado de un producto o servicio es, por lo general, directamente proporcional a la inversión, por tanto, es este el caso más adecuado de prueba para los algoritmos.

Así, se definen 9 instancias de tres tamaños diferentes, obteniendo tres instancias de 200, 500 y 2000 medidas de control, las primeras tres distribuidas en grupos de 10, las segundas de 20 y las terceras de 50 peligros. Para la asignación de la cantidad de medidas por peligro, fueron generados grupos entre el 1% y 15% de la cantidad total de MC disponibles en la instancia, así, para el primer caso de 200 MC, se encuentran 10 peligros con una cantidad de MC disponibles entre 2 y 30. Por otro lado, los demás parámetros fueron generados aleatoriamente, para la matriz de compatibilidad (*Com*) se consideraron un 2% de MC incompatibles, para la matriz de precondición (*P*) un 5% de peligros con precondición, peligros de selección de medidas obligatorias (*Ob*) un 1%, y el presupuesto (*Cmax*) igual a la sumatoria de los promedios de los costos de los peligros, como se expresa en la ecuación (16)

$$Cmax = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{k_j} \frac{c_{ij}}{k_j} \quad (16)$$

2.4. Experimento

Previo a realizar el experimento y acorde a recomendaciones establecidas para los dos algoritmos, se fijaron los parámetros contenidos en la Tabla 4. Posteriormente, cada algoritmo fue ejecutado sobre las 9 instancias referidas anteriormente en 5 réplicas de 15 minutos cada una. Para realizar el experimento se utilizó el software Python 3.7 para la codificación y ejecución de los algoritmos, lo cual se realizó en una computadora con un procesador Intel® Xeon® 4116 2.1 de 16 GB de RAM y sistema operativo Windows 10 Pro de 64 bits.

Tabla 4
Parámetros usados para los algoritmos

GA			SHO
<i>TP</i>	<i>Pc</i>	<i>Pm</i>	<i>TP</i>
200	0.95	0.05	50

Fuente: Elaboración propia.

3. Resultados

Para el análisis estadístico de los resultados obtenidos a partir del experimento computacional, se empleó el software estadístico Statgraphics Centurion versión 18.1.06 (64-bit) bajo licencia de uso académico. Los resultados generales obtenidos por los algoritmos GA y SHO, son mostradas en la Tabla 5.

Tabla 5
Parámetros usados para los algoritmos

Instancia	GA		SHO			
	Prom.	Máx.	Desvest.	Prom.	Máx.	Desvest
1	5951.8	5997	41.1	6035.2	6050	13.0
2	6043.0	6078	32.1	6083.4	6131	41.1
3	5989.4	6024	36.7	6055.0	6063	13.5
4	11708.0	11813	98.0	11305.2	11421	106.2
5	11011.4	11147	128.4	10840.0	10916	48.5
6	11952.8	12077	152.5	11709.2	11838	115.9
7	26030.4	26168	130.1	26141.4	26246	84.1
8	26285.6	26531	202.3	26372.6	26487	132.0
9	26973.2	27073	99.8	27057.2	27432	264.9

Fuente: Elaboración propia

En particular, para validar el modelo y evaluar la efectividad de las metaheurísticas, el problema fue resuelto por el software GAMS para las instancias de menor tamaño (200 MC). Tras esto se compararon las mejores soluciones obtenidas por los algoritmos GA y SHO versus los entregados por GAMS, la brecha entre estos resultados se calcula mediante la ecuación (17), donde Z^* corresponde al óptimo encontrado por GAMS y F_o al mejor valor encontrado por la metaheurística, los resultados y los cálculos están contenidos en la Tabla 6.

$$GAP = \frac{Z^* - F_o}{F_o} \quad (17)$$

Tabla 6
Resultados obtenidos para la instancia de menor tamaño

Instancia	Réplica	GA	SHO	GAMS	GAP_GA	GAP_SHO
200_1	1	5956	6019		2.0%	1.0%
	2	5927	6030		2.5%	0.8%
	3	5896	6030	6079	3.0%	0.8%
	4	5997	6047		1.3%	0.5%
	5	5983	6050		1.6%	0.5%
200_2	1	6075	6131		1.1%	0.2%
	2	6034	6092	6142	1.8%	0.8%
	3	6021	6098		2.0%	0.7%

	4	6078	6077		1.0%	1.1%
	5	6007	6019		2.2%	2.0%
	1	5933	6031		2.7%	1.1%
	2	6019	6061		1.2%	0.6%
200_3	3	6024	6061	6095	1.2%	0.6%
	4	5993	6063		1.7%	0.5%
	5	5978	6059		1.9%	0.6%

Fuente: Elaboración propia

Se determinó un GAP entre 1.0% y 3.0% para el algoritmo GA sobre las instancias señaladas, mientras el GAP para el algoritmo SHO se ubica entre el 0.2% y 2.0%; lo cual valida la calidad de las soluciones obtenidas por las metaheurísticas bajo un costo computacional aceptable.

Para las instancias de 500 y 2000 MC, se realizó una comparación de medias entre los algoritmos. En primer lugar, a partir de los datos obtenidos por las instancias de 500 MC, se verifica si los datos de las dos muestras cumplen con el supuesto de normalidad, haciendo uso del estadístico W de Shapiro-Wilk, de esta manera se determina que el valor-P fue de 0.145332 y 0.0746561 para SHO y GA respectivamente, por tanto, se acepta la hipótesis SHO y GA provienen de una distribución normal con 95% de confianza. Posteriormente se efectúa la prueba de hipótesis que corresponde a comparación de medias para muestras independientes representada en la expresión (18), donde se asume que la varianza de las dos muestras es iguales, supuesto verificado mediante la prueba-F para comparar desviaciones estándar donde se demuestra que no hay diferencia estadísticamente significativa entre las desviaciones estándar de las dos muestras con un nivel de confianza el 95%.

$$H_0: \mu_{GA} = \mu_{SHO} \text{ vs. } H_1: \mu_{GA} \neq \mu_{SHO} \quad (18)$$

El resultado de esta prueba-t para comparación de medias de las dos muestras, establece que el intervalo de confianza para la diferencia entre las medias, se extiende en [-30.0218, 575.222]. Por lo que el intervalo contiene el valor 0, se puede afirmar que no existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias de las dos muestras, con un nivel de confianza del 95%.

Este mismo análisis se realiza para los resultados de los algoritmos sobre las instancias de mayor tamaño (2000 MC), obteniendo un Valor-P, a través del estadístico Shapiro-Wilk, de 0.0550566 y 0.09298 para GA y SHO respectivamente, lo cual confirma el supuesto de normalidad de las muestras. Luego, mediante la prueba-t de comparación de muestras se determina el intervalo de confianza de las muestras, el cual se extiende en [-419.299, 231.299], lo cual indica que no existe diferencia estadísticamente significativa entre las medias de las dos muestras, con un nivel de confianza del 95%.

4. Conclusiones

Este estudio abordó el problema de mochila aplicado en la selección óptima de medidas de control en un SG-SST mediante un modelo propuesto por el autor que surge a partir de una combinación entre los criterios para establecer medidas de control expuestos en la norma internacional de sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo ISO 45001:2018, las actividades para identificar los peligros y valorar los riesgos definidos en la Guía para la identificación de los peligros y valoración de los riesgos en seguridad y salud ocupacional GTC 45:2012 y el modelo de mochila multicriterio enfocado a la optimización económica de medidas de seguridad industrial propuesto por Caputo, Pelagagge y Palumbo. En vista de lo anterior, el criterio de optimización planteado es la reducción de los niveles de riesgo asociados a la aplicación de medidas de control sobre un grupo de peligros a intervenir, considerando restricciones referentes a presupuesto máximo, compatibilidad, obligatoriedad y precondition de las medidas de control.

Posteriormente, el modelo fue resuelto mediante dos metaheurísticas, algoritmo genético y optimizador de hiena manchada, a fin de establecer el desempeño de estos sobre una instancia de estudio. Por ser un problema de optimización combinatoria, resulta ventajosa la utilización de algoritmos de optimización que puedan generar soluciones de calidad en un tiempo computacional razonable frente a otras estrategias de solución. Por tanto, acorde a los resultados estadísticos obtenidos por ambos algoritmos, se puede decir tras validar la efectividad de los algoritmos mediante un análisis del GAP o brecha respecto al óptimo de algunas instancias de estudio, posteriormente estudios de comparación de algoritmos encontraron que no existen diferencias estadísticas significativas entre estos, por lo que los algoritmos comparados no presentan diferencias significativas en la calidad de las soluciones obtenidas, pero ambos presentan efectividad en la solución del problema, suministrando resultados de calidad en un tiempo computacional aceptable. En síntesis, estas metaheurísticas son una buena opción para la optimización en la selección de medidas de control en un sistema de gestión de seguridad y salud en el trabajo.

Futuras investigaciones podrían ampliar el modelo con un enfoque de gestión del riesgo, problema multiobjetivo u orientarlo hacia optimización de recursos en un sistema integrado de gestión, de igual manera, podría explorarse el modelo desde dos perspectivas, la primera, considerando la reducción de los niveles de riesgo de forma sinérgica entre las distintas MC y la segunda, incluyendo el tiempo de implementación de las MC, es decir, un enfoque dinámico en la restricción de precondición.

Referencias bibliográficas

- Ayhan, B. U., & Tokdemir, O. B. (2019). Safety assessment in megaprojects using artificial intelligence. *Safety Science*. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.05.027>
- Caputo, A. C., Pelagagge, P. M., & Salini, P. (2013). A multicriteria knapsack approach to economic optimization of industrial safety measures. *Safety Science*, *51*(1), 354–360. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2012.08.002>
- Dhiman, G., & Kumar, V. (2017). Spotted hyena optimizer: A novel bio-inspired based metaheuristic technique for engineering applications. *Advances in Engineering Software*, *114*, 48–70. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.05.014>
- Dhiman, G., & Kumar, V. (2018). Multi-objective spotted hyena optimizer: A Multi-objective optimization algorithm for engineering problems. *Knowledge-Based Systems*. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.03.011>
- Eslami Baladeh, A., Cheraghi, M., & Khakzad, N. (2019). A multi-objective model to optimal selection of safety measures in oil and gas facilities. *Process Safety and Environmental Protection*, *125*, 71–82. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2019.02.024>
- Gul, M., & Guneri, A. F. (2016). A fuzzy multi criteria risk assessment based on decision matrix technique: A case study for aluminum industry. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2015.11.023>
- Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación [ICONTEC]. (2012). GTC-45. Guía para la identificación de los peligros y la valoración de los riesgos en seguridad y salud ocupacional. In *Segunda actualización*. Bogotá: ICONTEC.
- International Organization for Standardization [ISO]. (2018). *ISO 45001:2018(es), Sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo — Requisitos con orientación para su uso*. <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:45001:ed-1:v1:es>

- Ma, Y., Zhao, Q., & Xi, M. (2016). Decision-makings in safety investment: An opportunity cost perspective. *Safety Science*, 83, 31–39. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2015.11.008>
- Mancuso, A., Compare, M., Salo, A., & Zio, E. (2019). Portfolio optimization of safety measures for the prevention of time-dependent accident scenarios. *Reliability Engineering and System Safety*. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2019.106500>
- Mitchell, M. (1998). L.D. Davis, handbook of genetic algorithms. *Artificial Intelligence*. [https://doi.org/10.1016/s0004-3702\(98\)00016-2](https://doi.org/10.1016/s0004-3702(98)00016-2)
- OIT. (2014). *Prácticas Responsables en el lugar de trabajo*. 6.
- Paltrinieri, N., Comfort, L., & Reniers, G. (2019). Learning about risk: Machine learning for risk assessment. *Safety Science*. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.06.001>
- Pisinger, D. (2005). Where are the hard knapsack problems? *Computers and Operations Research*, 32(9), 2271–2284. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.03.002>
- Reniers, G. L. L., & Sörensen, K. (2013). An Approach for Optimal Allocation of Safety Resources: Using the Knapsack Problem to Take Aggregated Cost-Efficient Preventive Measures. *Risk Analysis*, 33(11), 2056–2067. <https://doi.org/10.1111/risa.12036>
- Sato, Y. (2012). Optimal budget planning for investment in safety measures of a chemical company. *International Journal of Production Economics*, 140, 579–585.
- Todinov, M. (2015). Optimal Allocation of Limited Resources among Discrete Risk Reduction Options. *Reliability and Risk Models*, October, 357–372. <https://doi.org/10.1002/9781118873199.ch19>

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons
Atribución-NoCommercial 4.0 International

