

A Methodology Based on Genetic Algorithms and Piecewise Linear Programming for Facility Layout Optimization

Miguel Fernández Pérez¹ ; Edgar Ruiz Lizama² 

¹Grupo de Investigación de Operaciones Aplicada, Sección de Ingeniería Industrial, Departamento Académico de Ingeniería, Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú, mfernandezp@pucp.edu.pe

²Facultad de Ingeniería Industrial, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú, eruizl@unmsm.edu.pe

Abstract– This paper proposes a methodology that integrates a genetic algorithm and a piecewise linear programming model to optimize facility layout design. This class of problems represents a major challenge in engineering due to its combinatorial and nonlinear nature. The problem considers as input data the areas of the facilities, the material flow between them, and the dimensions of the plant. The main objective is to minimize the total weighted distance between the centroids of the facilities. The genetic algorithm determines the relative arrangement of the facilities, while the piecewise linear programming model accurately adjusts the final dimensions and coordinates of each facility. The results obtained from instances of different sizes demonstrate the effectiveness of the proposed methodology in finding feasible solutions within reasonable computational times.

Keywords-- Facility layout; Material flow; Genetic algorithm; Piecewise linear programming.

Una Metodología Basada en Algoritmos Genéticos y Programación Lineal por Partes para la Optimización de la Distribución de Instalaciones

Miguel Fernández Pérez¹ ; Edgar Ruiz Lizama² 

¹Grupo de Investigación de Operaciones Aplicada, Sección de Ingeniería Industrial, Departamento Académico de Ingeniería, Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú, mfernandezp@pucp.edu.pe

²Facultad de Ingeniería Industrial, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú, eruilz@unmsm.edu.pe

Resumen– En este artículo se propone una metodología que integra un algoritmo genético y un modelo de programación lineal por partes para optimizar la distribución de instalaciones en una planta. Este tipo de problemas representa un desafío en la ingeniería debido a su naturaleza combinatoria y no lineal. El problema considera como datos de entrada las áreas de las instalaciones, el flujo de materiales entre ellas y las dimensiones de la planta. El objetivo principal es minimizar la distancia total ponderada entre los centroides de las instalaciones. El algoritmo genético determina la disposición relativa de las instalaciones, mientras que el modelo de programación lineal por partes ajusta con precisión las dimensiones y las coordenadas finales de cada instalación. Los resultados obtenidos en instancias de distinto porte demuestran la eficacia de la metodología para encontrar soluciones factibles en tiempos computacionales razonables.

Palabras clave– Distribución de instalaciones; Flujo de materiales; Algoritmo genético; Programación lineal por partes.

I. INTRODUCCIÓN

Se conoce que el problema de distribución de instalaciones (*Facility Layout Problem*) es de naturaleza combinatoria y no lineal, lo que lo convierte en un problema altamente complejo cuando se consideran múltiples instalaciones. Este problema tiene una amplia gama de aplicaciones tanto en empresas manufactureras como en organizaciones de servicios, donde la adecuada ubicación de las instalaciones, estaciones de trabajo o máquinas resulta fundamental para facilitar el flujo y transporte de materiales, productos o recursos [1].

En el ámbito de la manufactura, esta problemática se manifiesta claramente a lo largo de la secuencia productiva. Una planta industrial requiere ubicar estratégicamente sus almacenes y áreas de transformación para optimizar el flujo de materiales. Un diseño eficiente establece, por ejemplo, que el Almacén de Materia Prima se sitúe en proximidad inmediata a la Estación de Corte, mientras que el Área de Control de Calidad se integre al flujo final junto al Almacén de Productos Terminados. Asimismo, existen adyacencias críticas por razones técnicas y operativas; por ejemplo, las estaciones de Torneado y Fresado suelen agruparse para compartir sistemas de recolección de viruta y lubricación centralizada, mientras que los centros de Mantenimiento deben posicionarse estratégicamente para minimizar el tiempo de respuesta ante paradas de máquina. De manera similar, resulta fundamental la cercanía entre las estaciones de Subensamble y las líneas de Armado Final, ya que estas últimas dependen de un suministro

continuo para evitar tiempos muertos. Ignorar este tipo de adyacencias genera recorridos innecesarios, incrementa los costos operativos y reduce la competitividad de la planta.

Esta problemática no es exclusiva de la industria manufacturera, sino que también se extiende a sistemas de servicios y logística, donde el tránsito eficiente de recursos define el desempeño del sistema. En un centro logístico, por ejemplo, es imprescindible que las zonas de picking (preparación de pedidos) se ubiquen próximas a los muelles de despacho con el fin de agilizar la salida de mercancía.

En todos estos escenarios, la dificultad radica en que cada instalación posee un área específica y restricciones geométricas de forma que deben integrarse adecuadamente dentro de un perímetro físico previamente definido.

La literatura científica ha abordado el problema de distribución de instalaciones mediante diversos enfoques híbridos con el objetivo de superar su inherente complejidad. Estudios como los desarrollados en las referencias [1] y [2] han demostrado la efectividad de combinar metaheurísticas con modelos de optimización para mejorar la calidad de las soluciones. Por otro lado, investigaciones y revisiones sistemáticas realizadas en las referencias [3] y [4] destacan el uso de metaheurísticas tales como algoritmos genéticos, recocido simulado y optimización por enjambre de partículas para abordar este problema.

A pesar de estos avances, persiste el desafío de equilibrar la flexibilidad geométrica de las instalaciones con la precisión, lo que justifica la exploración de metodologías más avanzadas. En este contexto, la principal contribución del presente trabajo es la implementación de una estrategia híbrida de optimización que integra un algoritmo genético con un módulo de refinamiento post-evolutivo. A diferencia de enfoques convencionales que dependen únicamente de la capacidad exploratoria de los algoritmos genéticos, la metodología propuesta incorpora un modelo de programación lineal por partes que actúa sobre la disposición relativa, las coordenadas y las dimensiones obtenidas en la etapa evolutiva. Este módulo permite ajustar con mayor precisión matemática la solución final, logrando un mejor aprovechamiento del área de la planta y una reducción adicional del valor de la función objetivo.

II. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Sea un conjunto de N instalaciones, donde cada instalación m tiene un área A_m , que deben ubicarse dentro de una planta con dimensiones W de ancho y H de largo. Se introduce un sistema de coordenadas cartesianas (x, y) , cuyo origen $(0, 0)$ coincide con la esquina inferior izquierda de la planta. En consecuencia, las cuatro esquinas de la planta se encuentran en las coordenadas $(0, 0)$, $(W, 0)$, $(0, H)$ y (W, H) . El problema consiste en determinar las coordenadas (X_m, Y_m) de la esquina inferior izquierda de cada instalación m , respetando los límites de la planta y evitando la superposición entre instalaciones. La función objetivo busca minimizar la distancia total ponderada entre los centroides de las instalaciones, la cual representa el esfuerzo asociado al manejo de materiales entre ellas.

Para la formulación del problema se establecen los siguientes requisitos:

- Las instalaciones deben tener forma rectangular.
- Todas las instalaciones deben cumplir un ratio de aspecto que impide configuraciones excesivamente alargadas o delgadas.
- Como medida de distancia en la función objetivo se emplea la distancia de Manhattan, dado que representa adecuadamente los diseños de planta donde los movimientos entre instalaciones se realizan a través de pasillos horizontales y verticales.
- El ancho de cada instalación es a lo mucho el ancho de la planta.

A continuación, se presenta la nomenclatura empleada para definir los índices, parámetros y variables de decisión del modelo matemático propuesto.

Índices

- m, n : Índice de instalaciones, $m, n = \{1, 2, \dots, N\}$
- b : Índice de partición de intervalo, $b = \{0, 1, 2, \dots, B\}$

Parámetros

- N : Número de instalaciones
- W : Ancho de la planta
- H : Largo de la planta
- A_m : Área de la instalación m
- f_{mn} : Flujo de materiales entre las instalaciones m y n
- R : Ratio de aspecto máximo de las instalaciones
- K : Número suficientemente grande
- B : Número de segmentos en la partición del intervalo

Variables de decisión

- X_m : Coordenada en el eje x de la esquina inferior izquierda de la instalación m
- Y_m : Coordenada en el eje y de la esquina inferior izquierda de la instalación m
- w_m : Ancho de la instalación m

- h_m : Largo de la instalación m
- Δh_m : Exceso vertical de la instalación m respecto al límite H
- u_{mn} : 1, si la instalación m se ubica a la izquierda de la instalación n ; 0, caso contrario
- v_{mn} : 1, si la instalación m se ubica detrás de la instalación n ; 0, caso contrario
- d_{mn}^x : distancia horizontal entre los centroides de las instalaciones m y n
- d_{mn}^y : distancia vertical entre los centroides de las instalaciones m y n

Antes de introducir el modelo matemático, es necesario determinar el intervalo permitido de valores para una de las dimensiones de las instalaciones. En este trabajo se ha elegido el ancho w_m . Considerando el ratio de aspecto máximo, el área de cada instalación y el límite impuesto por el ancho de la planta, se tiene:

$$\frac{1}{R} \leq \frac{w_m}{h_m} \leq R \quad w_m \times h_m = A_m \quad w_m \leq W$$

De estas expresiones se deduce que el ancho de cada instalación debe satisfacer:

$$\sqrt{\frac{A_m}{R}} \leq w_m \leq \min\{\sqrt{A_m \times R}, W\}$$

Definiendo:

$$L_m = \sqrt{\frac{A_m}{R}} \quad S_m = \min\{\sqrt{A_m \times R}, W\}$$

se obtiene el intervalo:

$$L_m \leq w_m \leq S_m$$

Este intervalo, asociado a cada instalación m , se divide en un conjunto de puntos de corte λ_m^b , definidos como:

$$\lambda_m^b = L_m + b \times (S_m - L_m) / B$$

A cada punto de corte λ_m^b se le asocia un peso P_m^b , el cual se emplea para aproximar los valores de w_m y h_m . Se impone que la suma de los pesos sea igual a uno y que, a lo sumo, dos pesos adyacentes puedan ser distintos de cero, mientras que el resto debe ser igual a cero [5].

Con base en lo anterior, el modelo matemático del problema de distribución de instalaciones se formula como:

$$\text{Min } \sum_{m=1}^{N-1} \sum_{n=m+1}^N f_{mn} (d_{mn}^x + d_{mn}^y) + K \sum_{m=1}^N \Delta h_m \quad (1)$$

Sujeto a:

$$u_{mn} + u_{nm} \leq 1 \quad \forall m, n | n > m \quad (2)$$

$$v_{mn} + v_{nm} \leq 1 \quad \forall m, n | n > m \quad (3)$$

$$u_{mn} + u_{nm} + v_{mn} + v_{nm} \geq 1 \quad \forall m, n | n > m \quad (4)$$

$$\sum_{b=0}^B P_m^b = 1 \quad \forall m \quad (5)$$

$$\sum_{b=0}^{B-1} z_m^b = 1 \quad \forall m \quad (6)$$

$$P_m^0 \leq z_m^0 \quad \forall m \quad (7)$$

$$P_m^b \leq z_m^{b-1} + z_m^b \quad \forall m, b | 1 \leq b \leq B-1 \quad (8)$$

$$P_m^B \leq z_m^{B-1} \quad \forall m \quad (9)$$

$$w_m = \sum_{b=0}^B P_m^b \lambda_m^b \quad \forall m \quad (10)$$

$$h_m = \sum_{b=0}^B P_m^b \frac{A_m}{\lambda_m^b} \quad \forall m \quad (11)$$

$$X_m + w_m \leq X_n + K(1 - u_{mn}) \quad \forall m, n | m \neq n \quad (12)$$

$$Y_m + h_m \leq Y_n + K(1 - v_{mn}) \quad \forall m, n | m \neq n \quad (13)$$

$$X_m + w_m \leq W \quad \forall m \quad (14)$$

$$Y_m + h_m \leq H + \Delta h_m \quad \forall m \quad (15)$$

$$d_{mn}^x \geq \left(X_n + \frac{w_n}{2}\right) - \left(X_m + \frac{w_m}{2}\right) \quad \forall m, n | n > m \quad (16)$$

$$d_{mn}^x \geq \left(X_m + \frac{w_m}{2}\right) - \left(X_n + \frac{w_n}{2}\right) \quad \forall m, n | n > m \quad (17)$$

$$d_{mn}^y \geq \left(Y_n + \frac{h_n}{2}\right) - \left(Y_m + \frac{h_m}{2}\right) \quad \forall m, n | n > m \quad (18)$$

$$d_{mn}^y \geq \left(Y_m + \frac{h_m}{2}\right) - \left(Y_n + \frac{h_n}{2}\right) \quad \forall m, n | n > m \quad (19)$$

$$u_{mn}, v_{mn} \in \{0,1\} \quad \forall m, n | m \neq n \quad (20)$$

$$P_m^b \geq 0 \quad \forall m, b \quad (21)$$

$$z_m^b \in \{0,1\} \quad \forall m, b | b < B \quad (22)$$

$$X_m, Y_m, w_m, h_m, \Delta h_m \geq 0 \quad \forall m \quad (23)$$

$$d_{mn}^x, d_{mn}^y \geq 0 \quad \forall m, n | n > m, f_{mn} \neq 0 \quad (24)$$

En este modelo matemático, la función objetivo (1) tiene como propósito minimizar la distancia total ponderada entre los centroides de las instalaciones, al mismo tiempo que penaliza cada aquellas instalaciones que exceden los límites verticales de la planta. Las distancias se ponderan de acuerdo con el flujo de materiales entre cada par de instalaciones. Las restricciones (2)–(4) garantizan que, para cada par de instalaciones, una se ubique a la izquierda o a la derecha de la otra, o bien detrás o frente de ella. Las restricciones (5)–(9) determinan los valores de los pesos asociados a los puntos de corte del intervalo permitido para el ancho de cada instalación. Las restricciones (10) y (11) permiten obtener, por aproximación, las dimensiones de cada instalación. Las restricciones (12) y (13) evitan la superposición entre instalaciones, mientras que las restricciones (14) y (15) aseguran que estas se mantengan dentro de los límites de la planta, permitiendo cierta flexibilidad en la dimensión vertical cuando sea necesario. Las restricciones (16)–(19) definen las distancias horizontales y verticales entre los centroides de cada par de instalaciones. Las restricciones (20)–(24) establecen el dominio de las variables de decisión.

En los primeros experimentos realizados con este modelo matemático se observó que no fue capaz de obtener soluciones óptimas en un tiempo razonable para las distintas instancias evaluadas, incluso para aquellas de menor porte. Esta limitación justifica el desarrollo de una metaheurística, basada en algoritmos genéticos, con el fin de superar las dificultades computacionales asociadas al modelo.

III. ALGORITMO GENÉTICO PROPUESTO

El algoritmo genético es un método estocástico de búsqueda inspirado en los principios de la teoría de la evolución de Darwin, ampliamente utilizado para resolver problemas de optimización. Este enfoque simula el mecanismo de supervivencia del individuo o cromosoma (solución) más apto, entendido como aquel que presenta el mejor desempeño con respecto a una función de adaptación [6].

El algoritmo genético aplicado en este trabajo es descrito a continuación:

- ✓ Paso 1: Generar aleatoriamente una población inicial de tamaño $NPOP$ compuesta por soluciones candidatas.
- ✓ Paso 2: Evaluar cada solución mediante la función de adaptación y actualizar la mejor solución encontrada.
- ✓ Paso 3: Aplicar el operador de selección sobre la población actual.

- ✓ Paso 4: Aplicar el operador de recombinación.
- ✓ Paso 5: Aplicar el operador de mutación.
- ✓ Paso 6: Si el número máximo de generaciones $NGEN$ no ha sido alcanzado, regresar al Paso 2; en caso contrario, continuar con el Paso 7.
- ✓ Paso 7: Reportar la mejor solución obtenida.

A. Representación de una solución

La codificación empleada para representar cada solución candidata está compuesta por dos vectores de tamaño N , los cuales conforman el cromosoma del algoritmo genético.

El primer vector representa el orden en el que las instalaciones son colocadas dentro de la planta. La primera instalación se ubica en la coordenada $(0,0)$, y las restantes se posicionan secuencialmente de izquierda a derecha hasta alcanzar el límite horizontal de la planta. Cuando dicho límite es alcanzado, las siguientes instalaciones se colocan encima, nuevamente de izquierda a derecha, o bien buscando espacios disponibles entre instalaciones ya ubicadas, evitando en todo momento cualquier solapamiento.

El segundo vector del cromosoma está compuesto por genes cuyos valores corresponden al índice de partición $b = \{0, 1, 2, \dots, B\}$ del intervalo $[L_m, S_m]$, el cual se emplea para determinar el ancho w_m de cada instalación. Una vez obtenido w_m , el largo h_m se calcula directamente como A_m/w_m .

A partir de este cromosoma se realiza el proceso de decodificación para determinar las coordenadas X_m y Y_m de cada instalación, así como el valor de la función objetivo asociada a la solución. En la Fig. 1 se presenta un ejemplo ilustrativo de un cromosoma para el caso $N = 5$ y $B = 10$.

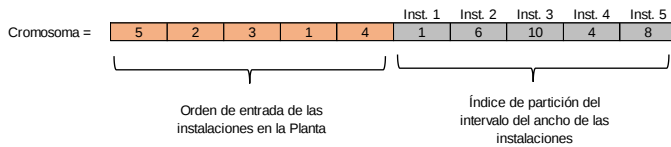


Fig. 1 Ejemplo ilustrativo de la codificación de una solución candidata

B. Generación de la población inicial

La población inicial de soluciones candidatas, de tamaño $NPOP$, se genera de manera completamente aleatoria. La primera parte del cromosoma corresponde a una permutación aleatoria del conjunto $\{1, 2, \dots, N\}$, mientras que la segunda parte consiste en un vector cuyos elementos toman valores enteros aleatorios dentro del conjunto $\{0, 1, \dots, B\}$.

C. Evaluación de soluciones

Las soluciones candidatas son evaluadas mediante una función de adaptación, la cual está dada por la función objetivo formulada en la ecuación (1). El valor de la función de adaptación de una solución indica la chance que tiene esta solución en generar nuevas soluciones; mientras mejor sea la adaptación, mayor es esta chance.

D. Operación de selección

La selección es el proceso mediante el cual se eligen las soluciones candidatas que participarán en la generación de nueva descendencia. En este trabajo se emplea el método de selección por torneo. Este operador selecciona aleatoriamente dos soluciones de la población y compara sus valores de adaptación, eligiendo aquella con mejor desempeño.

E. Operación de recombinación

El operador de recombinación, o cruzamiento, permite intercambiar información genética entre pares de soluciones candidatas de la generación actual, generando nuevas soluciones descendientes. Este operador se aplica después de la selección y constituye el principal mecanismo de propagación de las características de los individuos más aptos.

La recombinación se aplica con una probabilidad PR . En cada iteración se genera un valor aleatorio, si este es menor o igual a PR , se realiza el cruzamiento, de lo contrario, los cromosomas descendientes son copias exactas de los padres seleccionados.

Para el primer vector del cromosoma utiliza el operador de recombinación uniforme. Este operador emplea un patrón aleatorio para seleccionar posiciones y realizar cruces de los cromosomas originales. Sin embargo, para asegurar la viabilidad de los nuevos descendientes, su resultado debe combinarse con una estrategia de mapeo. En la Fig. 2 se presenta un ejemplo ilustrativo de su aplicación para el caso $N = 10$.

Cromosoma 1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Cromosoma 2	4	5	7	1	3	9	2	6	8	10
Patrón	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1
Descendiente 1	1	2	5	4	3	6	7	8	9	10
Descendiente 2	4	5	3	1	6	7	2	9	8	10

Fig. 2 Ejemplo ilustrativo del uso del operador de recombinación uniforme

En el segundo vector del cromosoma, encargado de definir el ancho de las instalaciones, se implementa un operador de recombinación por componentes. Este operador actúa sobre cada gen de los cromosomas parentales para generar dos descendientes, siguiendo una de tres alternativas, cada una con igual probabilidad de ocurrencia:

- Herencia directa: con una probabilidad del 33.3%, los descendientes heredan directamente los valores de los genes de sus progenitores sin alteraciones.
- Herencia cruzada: con una probabilidad del 33.3%, se intercambian los valores de los genes de los padres para los descendientes.
- Recombinación aritmética extendida: en el 33.3% restante, se aplica una combinación lineal ponderada mediante un factor aleatorio en el rango de $[-0.5, 1.5]$. Esta operación permite explorar nuevos valores fuera del rango definido por los padres, pero dentro del conjunto permitido $\{0, 1, \dots, B\}$.

Esta estructura de recombinación busca preservar las buenas soluciones encontradas, al mismo tiempo que introduce diversidad genética, reduciendo el riesgo de convergencia prematura a óptimos locales.

De manera complementaria, en lugar de mantener fija PR , se permite que esta sea dinámica. Cuando el algoritmo presenta un comportamiento convergente, PR se incrementa con el objetivo de introducir mayor diversidad; en caso contrario, PR se reduce para favorecer una convergencia progresiva [7].

F. Operación de mutación

El operador de mutación introduce modificaciones aleatorias en las soluciones candidatas y constituye un mecanismo fundamental para mantener la diversidad genética de la población.

La mutación se aplica con una probabilidad PM . En cada iteración se genera un valor aleatorio, si este es menor o igual a PM , la mutación ocurre, de lo contrario, la solución descendiente permanece sin cambios.

En este trabajo, la mutación se aplica exclusivamente al primer vector del cromosoma, que codifica el orden de colocación de las instalaciones. Se implementa un operador de mutación por inserción, cuyo objetivo es explorar nuevas configuraciones de adyacencia. El procedimiento consiste en seleccionar aleatoriamente dos posiciones dentro de la secuencia; la instalación ubicada en la segunda posición es extraída e insertada en la primera, generando un desplazamiento en bloque de las instalaciones intermedias. En la Fig. 3 se presenta un ejemplo ilustrativo de este operador para $N = 10$.

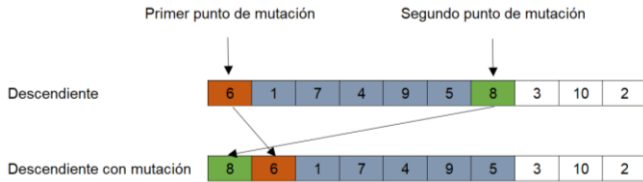


Fig. 3 Ejemplo ilustrativo del uso del operador de mutación por inserción

De manera análoga al caso de la recombinación, PM se ajusta dinámicamente: cuando el algoritmo es convergente, PM se incrementa, y cuando no lo es, se reduce.

G. Elistismo

El elitismo es una técnica de preservación que consiste en transferir directamente a los $NElite$ mejores individuos de la población actual hacia la siguiente generación. Su implementación busca mitigar la naturaleza estocástica de los algoritmos genéticos. Dado que el cruce y la mutación son procesos aleatorios, existe el riesgo de que las mejores soluciones encontradas hasta el momento se pierdan o se degraden durante la creación de la nueva descendencia. El elitismo actúa como un mecanismo de seguridad o memoria,

garantizando que la calidad de la solución más apta nunca disminuya entre iteraciones.

IV. EXPERIMENTOS COMPUTACIONES

Para evaluar el desempeño del algoritmo genético propuesto para resolver el problema de distribución de instalaciones, se utilizaron cinco instancias con tamaños de 10, 20, 30, 50 y 100 instalaciones. Los parámetros del problema se establecieron de manera aleatoria. El área de cada instalación sigue una distribución uniforme, dada por $A_m \sim U(10,80)$, con un ratio de aspecto máximo igual a 4. El área de la planta se obtiene sumando todas las áreas de las instalaciones, multiplicada por un factor entre 1.2 y 1.4; adicionalmente, para todas las instancias se considera que $W = H$.

El parámetro B se fijó en 100, con el objetivo de obtener una aproximación adecuada de las dimensiones de las instalaciones. Para todas las instancias se asume un flujo igual a 1 entre cada par de instalaciones.

El algoritmo genético ha sido implementado en MATLAB R2025b. Tras un proceso de calibración, los hiperparámetros se fijaron en $NGen = 200$, $NPop = 200$, $NElite = 1$, $PR = 0.6$, $PM = 0.2$. En cada generación, se evalúa el comportamiento de la función de adaptación para determinar si PR debe incrementarse o decrementarse en 0.1, y si PM debe ajustarse en 0.01, en función del grado de convergencia observado.

Una vez ejecutado el algoritmo genético, la solución obtenida es utilizada como entrada de un módulo de refinamiento. En esta etapa, se determina primero la disposición relativa entre las instalaciones, es decir, los valores de u_{mn} y v_{mn} , a partir de las coordenadas (X_m, Y_m) y las dimensiones (w_m, h_m) proporcionadas por el algoritmo genético.

Fijados los valores u_{mn} y v_{mn} , resulta apropiado ejecutar el modelo matemático formulado en la Sección II, ya que se elimina la principal dificultad del problema, asociada a la naturaleza combinatoria de las posibles posiciones relativas entre instalaciones. De este modo, el modelo de programación lineal por partes ajusta con mayor precisión las dimensiones y las coordenadas de las instalaciones, logrando simultáneamente una mejora en el valor de la función objetivo.

Los resultados correspondientes a las cinco instancias analizadas se presentan en la Tabla I, donde se reporta el valor de la función objetivo obtenido únicamente con el algoritmo genético (AG), así como el valor alcanzado luego de aplicar el modelo de programación lineal por partes sobre la solución inicial (AG+PLP). Adicionalmente, se muestra el porcentaje de reducción de la función objetivo al aplicar el esquema híbrido. Cabe destacar que, para todas las instancias consideradas, la mejora obtenida es cercana al 5 %.

TABLA I
Resultados del algoritmo genético y
del modelo de programación lineal por partes

Instancia	#Instalaciones	Función Objetivo		Reducción FO
		AG	AG+PLP	
1	10	528.7	494.4	6.49%
2	20	3272.8	3093.2	5.49%
3	30	10354.5	9750.1	5.84%
4	50	37840.0	35854.8	5.25%
5	100	238788.6	227068.9	4.91%

En las Figuras 4, 7, 10, 13 y 16 se muestra la evolución de la función objetivo a lo largo de las generaciones para las instancias 1 a 5, respectivamente. En todos los casos se observa el comportamiento esperado del algoritmo genético: una mejora moderada o significativa durante las primeras generaciones, seguida de mejoras progresivamente menores hasta alcanzar un estado de estabilización.

Las Figuras 5, 8, 11, 14 y 17 muestran la representación espacial de las soluciones obtenidas únicamente por el algoritmo genético para las instancias 1 a 5, respectivamente. En dichas figuras se verifica que todas las instalaciones se ubican dentro del área de la planta y que las soluciones presentan una característica común: las instalaciones tienden a alinearse hacia el borde inferior y el lado izquierdo de la planta.

Por su parte, las Figuras 6, 9, 12, 15 y 18 muestran la representación espacial de las soluciones refinadas mediante el modelo de programación lineal por partes, aplicado posteriormente al algoritmo genético. En estas figuras se observa una distribución más equilibrada de las instalaciones dentro de la planta. En particular, el modelo matemático tiende a ubicar las instalaciones alrededor del centro de la planta y a alinear sus dimensiones, favoreciendo configuraciones donde varias instalaciones comparten anchos o largos similares, o bien se alinean respecto a los bordes horizontales o verticales. Como resultado, múltiples instalaciones presentan coordenadas coincidentes del centroide en el eje x o en el eje y , lo cual explica la reducción adicional de la función objetivo reportada en la Tabla I.

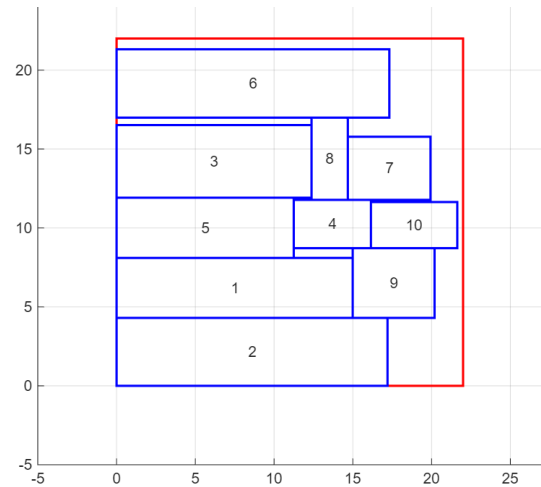


Fig. 5 Representación espacial de la solución obtenida mediante el algoritmo genético para la Instancia 1

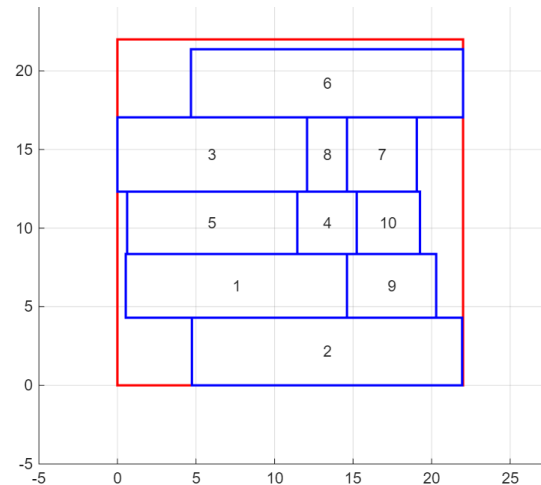


Fig. 6 Representación espacial de la solución obtenida por el algoritmo genético y el modelo de programación lineal por partes para la Instancia 1

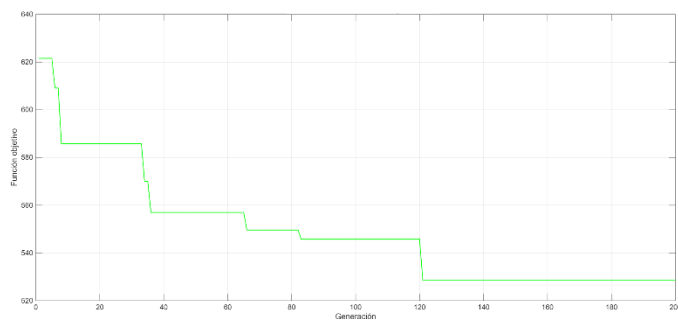


Fig. 4 Evolución de la función objetivo para la Instancia 1

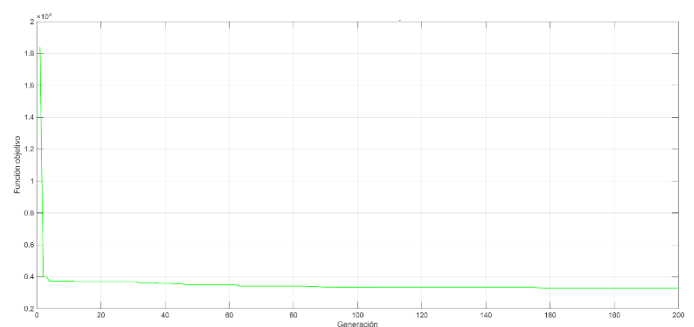


Fig. 7 Evolución de la función objetivo para la Instancia 2

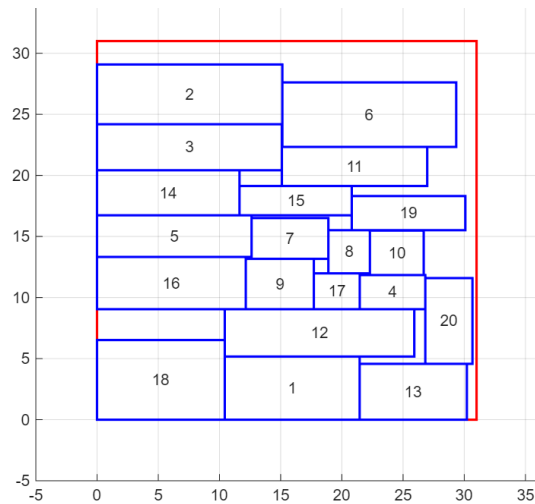


Fig. 8 Representación espacial de la solución obtenida mediante el algoritmo genético para la Instancia 2

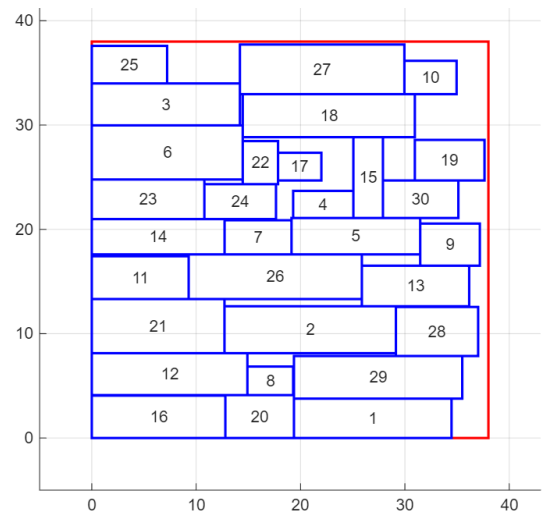


Fig. 11 Representación espacial de la solución obtenida mediante el algoritmo genético para la Instancia 3

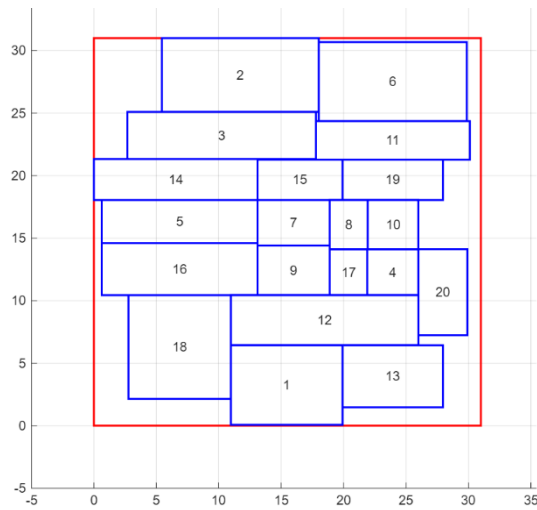


Fig. 9 Representación espacial de la solución obtenida por el algoritmo genético y el modelo de programación lineal por partes para la Instancia 2

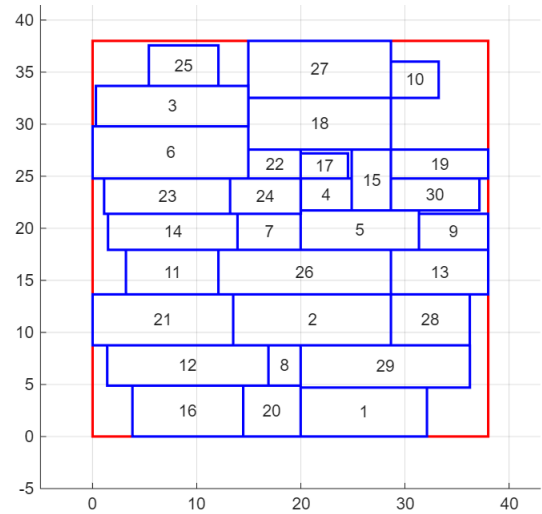


Fig. 12 Representación espacial de la solución obtenida por el algoritmo genético y el modelo de programación lineal por partes para la Instancia 3

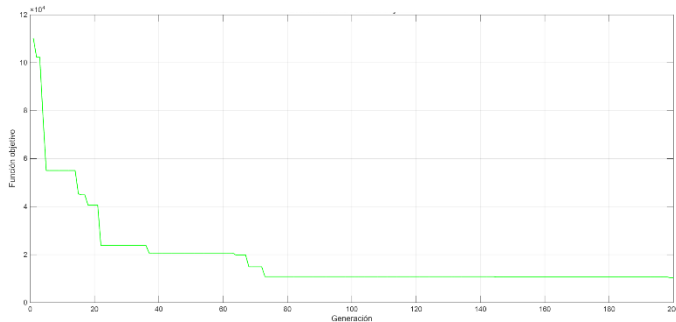


Fig. 10 Evolución de la función objetivo para la Instancia 3

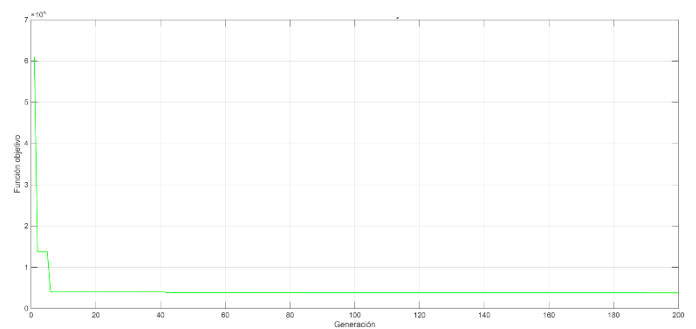


Fig. 13 Evolución de la función objetivo para la Instancia 4

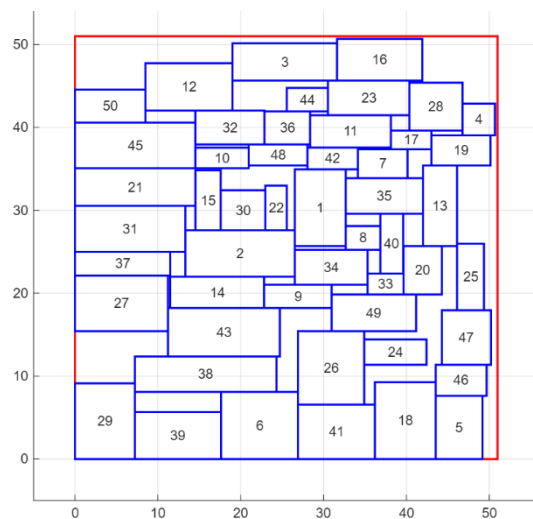


Fig. 14 Representación espacial de la solución obtenida mediante el algoritmo genético para la Instancia 4

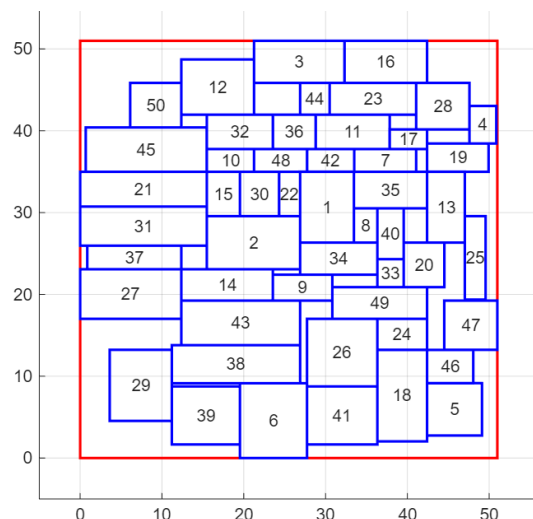


Fig. 15 Representación espacial de la solución obtenida por el algoritmo genético y el modelo de programación lineal por partes para la Instancia 4

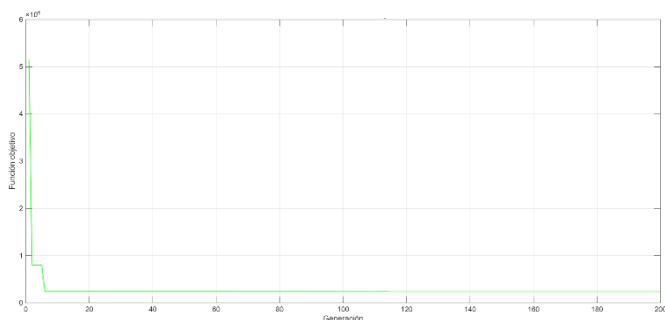


Fig. 16 Evolución de la función objetivo para la Instancia 5

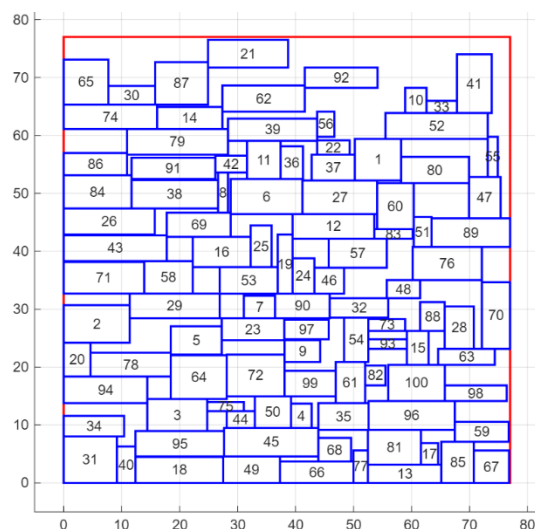


Fig. 17 Representación espacial de la solución obtenida mediante el algoritmo genético para la Instancia 5

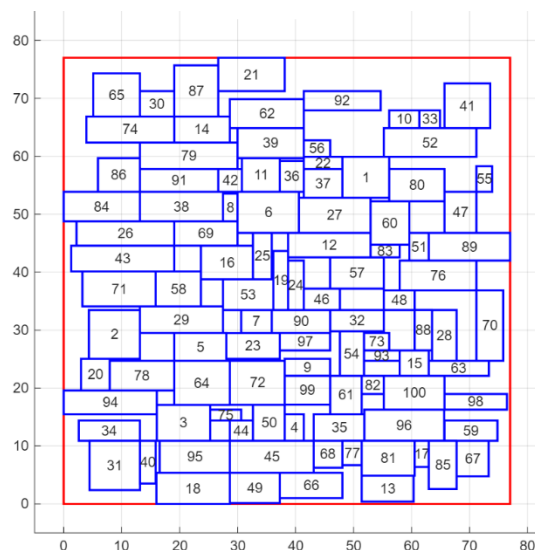


Fig. 18 Representación espacial de la solución obtenida por el algoritmo genético y el modelo de programación lineal por partes para la Instancia 5

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha desarrollado una metodología para resolver el problema de distribución de instalaciones que integra un algoritmo genético con un modelo de programación lineal por partes. La metodología propuesta permite abordar de manera efectiva la naturaleza combinatoria y no lineal del problema, incorporando restricciones geométricas, de no superposición y de aspecto, así como una función objetivo basada en la minimización de la distancia total ponderada entre los centroides de las instalaciones. El uso de una aproximación por partes para las dimensiones de las instalaciones posibilita la viabilidad computacional del modelo.

Los experimentos computacionales realizados sobre instancias de distinto porte evidencian que el algoritmo genético es capaz de generar soluciones factibles en tiempos computacionales razonables, incluso para problemas de gran tamaño. Asimismo, la etapa de refinamiento mediante programación lineal por partes demostró ser efectiva para mejorar sistemáticamente las soluciones iniciales, logrando reducciones adicionales en la función objetivo del orden del 5% en todas las instancias evaluadas. Este resultado confirma que la metodología aplicada permite superar las limitaciones observadas al aplicar únicamente el modelo matemático completo.

Finalmente, la metodología propuesta presenta un alto potencial de aplicación en contextos reales, tanto en empresas productivas como de servicios, donde el diseño eficiente de la distribución de instalaciones es un factor clave para la reducción de costos operativos y la mejora del flujo de materiales. Sectores como manufactura, logística, salud, comercio y servicios en general pueden beneficiarse de este enfoque, ya que la metodología es flexible y adaptable a distintos tamaños de planta y configuraciones operativas.

REFERENCIAS

- [1] J. F. Gonçalves, M. G. Resende, "A biased random-key genetic algorithm for the unequal area facility layout problem," *European Journal of Operational Research*, vol. 246(3), pp. 862-874, 2015.
- [2] S. Kulturel-Konak, A. Konak, "A linear programming based genetic algorithm to solve the unequal area facility layout problem," *International Journal of Production Economics*, vol. 160, pp. 239-250, 2015.
- [3] H. Hosseini-Nasab, S. Fereidouni, S. M. T. Fatemi Ghomi, M. B. Fakhrazad, "Classification of facility layout problems: A review study," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 94(1), pp. 957-977, 2018.
- [4] P. Perez-Gosende, J. Mula, M. Díaz-Madroño, "Facility layout planning: An extended literature review," *International Journal of Production Research*, vol. 59(12), pp. 1-40, 2020.
- [5] H. Paul Williams, *Model building in mathematical programming*, John Wiley & Sons: United Kingdom, 2013.
- [6] K. Deb, *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*, New York: Wiley, 2001.
- [7] C. Moon, Y. Seo, Y. Yun, M. Gen, "Adaptive genetic algorithm for advanced planning in manufacturing supply chain," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 17(4), pp. 509-522, 2006.