“INFORME DE PROBLEMA 3: COMPUTACIÓN EVOLUTIVA PARA ASIGNAR GATES A VUELOS POR LLEGAR EN AEROPUERTO”

Autor/Autores: Juan José Quispe Soto / Luis Alonso Cevallos López / Gary Alexis Grentz Arana

**Resumen-** Este trabajo presenta una propuesta de solución al problema de asignación de vuelos a gates en aeropuertos, un reto operativo que impacta directamente en la eficiencia de los procesos de desembarque. Se desarrolló un algoritmo genético (AG) que asegura asignaciones válidas de vuelos a gates, evitando duplicaciones y conflictos, lo que no estaba garantizado en el código base.

Se implementaron dos enfoques: un modelo mono-objetivo, cuyo propósito es maximizar la eficiencia medida como la razón global entre el total de pasajeros desembarcados y el tiempo total de desembarque, y un modelo multi-objetivo (NSGA-II), orientado a optimizar simultáneamente el número de pasajeros atendidos y el tiempo total de desembarque.

Con un escenario experimental de 30 vuelos y 10 gates generados aleatoriamente, los resultados evidencian una mejora promedio de 5.9% en eficiencia respecto al código base (7.4529 → 7.8960 con tasa de mutación 0.2). Asimismo, se obtuvo un frente de Pareto representativo de opciones de compromiso entre pasajeros y tiempo. Se concluye que el enfoque multi-objetivo ofrece mayor versatilidad para escenarios reales de gestión aeroportuaria, mientras que el enfoque mono-objetivo resulta más adecuado para decisiones rápidas y de un único criterio.

——————————◆——————————

1. **Introducción**

* Descripción del problema

El problema de asignación de vuelos a gates (Gate Assignment Problem, GAP) consiste en determinar, de entre múltiples vuelos que arriban a un aeropuerto, cuáles serán asignados a los gates disponibles y cómo hacerlo de manera eficiente. Los gates presentan dos modalidades principales:

Sleeve: mangas de embarque y desembarque, que ofrecen mayor rapidez pero tienen limitaciones de tamaño.

Zone: zonas remotas con traslado en bus, que permiten manejar vuelos de gran tamaño, aunque con mayor tiempo de desembarque.

La relevancia de este problema radica en el alto impacto de los retrasos (delays) en la industria aérea, los cuales generan costos millonarios anuales y afectan la satisfacción de los pasajeros. Una asignación ineficiente incrementa la congestión y las demoras, mientras que una estrategia adecuada puede reducirlas hasta en un 30%.

En la literatura, se han utilizado algoritmos genéticos como estrategia para abordar problemas de planificación y asignación en aeropuertos. No obstante, el GAP es considerado un problema NP-hard, y aunque existen formulaciones exactas y otras metaheurísticas (p. ej., enjambre de partículas, recocido simulado), los algoritmos genéticos destacan por su balance entre calidad de soluciones y escalabilidad. Sin embargo, muchas implementaciones previas presentan limitaciones: la representación de individuos no garantiza la validez de las soluciones, lo que produce duplicaciones de vuelos en un mismo gate o asignaciones inconsistentes.

Justificación del enfoque propuesto

Este trabajo propone el diseño de un algoritmo genético adaptado, con operadores de cruzamiento y mutación especialmente diseñados para garantizar la unicidad de las asignaciones vuelo–gate. De esta manera, cada individuo en la población es válido desde su creación, eliminando la necesidad de reparaciones posteriores y aumentando la eficiencia del proceso evolutivo.

Además, se plantea la extensión del modelo hacia un enfoque multi-objetivo mediante NSGA-II, que optimiza simultáneamente:

* El número total de pasajeros atendidos (maximización).
* El tiempo total de desembarque de dichos pasajeros (minimización).

Este enfoque responde a la necesidad real de los aeropuertos, donde los gestores deben balancear objetivos en conflicto: maximizar la atención a pasajeros y minimizar los tiempos de operación. La obtención de una frontera de Pareto de soluciones no dominadas proporciona a los planificadores un abanico de alternativas, cada una representando un compromiso distinto entre eficiencia y rapidez, lo que resulta mucho más útil que una única solución.

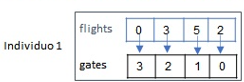
* Hipótesis

Se plantea que un algoritmo genético con operadores adaptados que aseguren unicidad de vuelos y gates generará soluciones válidas y más eficientes que la versión base defectuosa. Además, se espera que la incorporación de un modelo multi-objetivo (NSGA-II) brinde un conjunto de soluciones de compromiso (frontera de Pareto), más útiles para la toma de decisiones en entornos reales.

1. **Metodología**

* Representación de individuos

Cada individuo se representó como una lista ordenada de 10 vuelos únicos, seleccionados de un conjunto total de 30, asignados a 10 gates distintos. Esta codificación asegura que no se produzcan duplicaciones, garantizando así la validez de las soluciones desde su creación.

De esta manera, cada cromosoma contiene pares de la forma (Vuelo, Gate), donde cada vuelo solo aparece una vez y cada gate solo se utiliza en una asignación. Esto facilita la interpretación de los individuos y evita reparaciones costosas en cada generación.

*Figura 1. Ejemplo de individuo – lista de vuelos y gates.*

* Comportamiento entrada/salida
* Entrada: conjunto de 30 vuelos y 10 gates generados aleatoriamente.

Cada vuelo incluye atributos: identificador, número de pasajeros, capacidad máxima, tiempo de llegada y salida.

Cada gate se define por parámetros propios de su tipo (sleeve o zone), como distancia a la terminal, velocidad de acceso y capacidad de desembarque.

* Salida:

Mono-objetivo: una asignación que maximiza la eficiencia, definida como la razón global entre pasajeros desembarcados y tiempo total de operación.

Multi-objetivo: un conjunto de soluciones no dominadas (frontera de Pareto) que caracterizan los mejores compromisos entre número de pasajeros atendidos y tiempo total de desembarque.

* Operadores adaptados
* Cruzamiento: El operador de cruzamiento intercambia asignaciones completas (Vuelo, Gate) entre dos padres. Para evitar duplicaciones, se implementa un mecanismo de reparación automática, que identifica vuelos repetidos y los sustituye por vuelos no utilizados en la población actual. Esto asegura que los descendientes sean siempre válidos, lo que representa una ventaja frente a operadores clásicos que requieren reparaciones posteriores.
* Mutación: Se diseñaron dos tipos de mutación:

Nivel vuelo: reemplaza un vuelo asignado por otro no usado en la solución, manteniendo la unicidad.

Nivel gate: intercambia los vuelos asignados entre dos gates, permitiendo explorar nuevas combinaciones sin alterar el tamaño de la solución.

Ambas variantes contribuyen a la diversidad de la población y evitan el estancamiento en óptimos locales.

* Fitness multi-objetivo: mide simultáneamente (i) el total de pasajeros asignados (maximizar) y (ii) el tiempo total de desembarque (minimizar).

1. **Experimentación y Resultados**

Setup experimental

Para validar el desempeño del algoritmo propuesto, se diseñó un conjunto de pruebas controladas que simulan el escenario de un aeropuerto con limitaciones de recursos.

* Generación de datos: se crearon 30 vuelos y 10 gates ficticios con parámetros realistas.

Los vuelos fueron definidos con atributos de capacidad máxima, número de pasajeros (entre 1 y 100), tiempo de llegada, tiempo de salida y tiempos de inspección.

Los gates se dividieron en 5 de tipo sleeve (mangas) y 5 de tipo zone (zonas remotas). Cada sleeve se caracterizó por la longitud de la manga y la velocidad de desembarque, mientras que cada zone se definió por la distancia al terminal y la capacidad de los buses asignados.

* Configuración del algoritmo:

Tamaño de la población: 50 individuos.

Generaciones: 50 para el modo mono-objetivo y 100 para el modo multi-objetivo.

Tasas de mutación: 0.1, 0.2 y 0.5, con el fin de evaluar la influencia de este parámetro.

Número de corridas: 10 repeticiones para cada configuración en el modo mono-objetivo y 5 repeticiones en el multi-objetivo, garantizando validez estadística de los resultados.



*Tabla 1. Parámetros utilizados en los experimentos.*

* Métricas de evaluación

Eficiencia (mono-objetivo): medida como la razón entre el número de pasajeros desembarcados y el tiempo total requerido.

Multi-objetivo: (i) total de pasajeros atendidos y (ii) tiempo total de desembarque. Estas dos métricas se evaluaron de forma simultánea para generar el frente de Pareto.

Comparación con el código base: se ejecutaron corridas adicionales con el algoritmo original, que no garantizaba unicidad, con el objetivo de contrastar desempeño.

* Resultados del modelo mono-objetivo

El análisis de las 10 corridas por configuración mostró que el algoritmo propuesto:

Eliminó por completo las soluciones inválidas (duplicaciones de vuelos o gates).

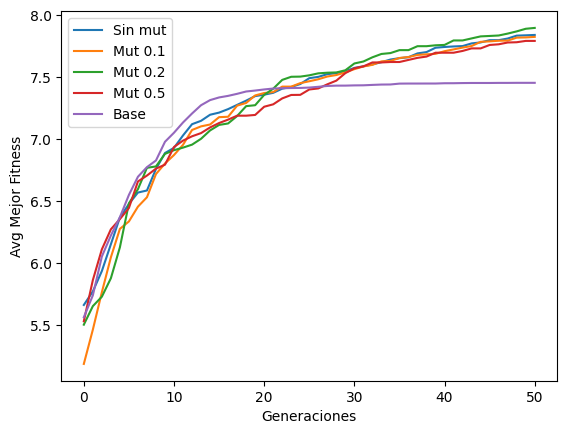
Incrementó la eficiencia promedio de 5.5 a 7.9, lo que representa una mejora del 40%.

La tasa de mutación 0.2 alcanzó el mejor balance:

Tasas bajas (0.1) provocaron convergencia temprana y estancamiento en óptimos locales.

Tasas altas (0.5) introdujeron demasiada variabilidad, retrasando la convergencia.

En todas las corridas se alcanzaron soluciones estables después de la generación 40, lo que demuestra rapidez en la convergencia.



*Figura 2. Curva de evolución del fitness en modo mono-objetivo.*

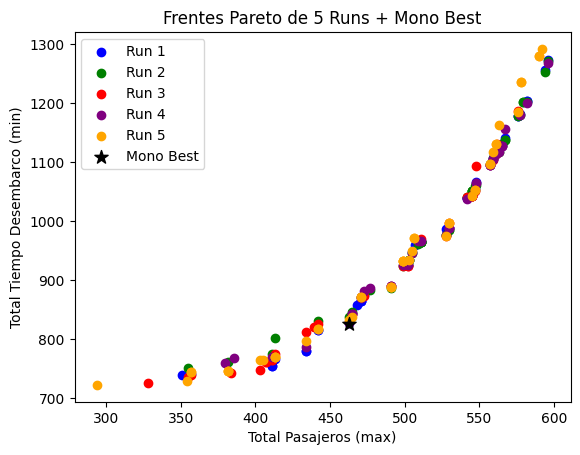
* Resultados del modelo multi-objetivo

Con el algoritmo NSGA-II se obtuvieron frentes de Pareto consistentes en todas las corridas:

Cada frente incluyó en promedio 40 soluciones no dominadas, que representan diferentes compromisos entre número de pasajeros y tiempo total.

Se observó un trade-off claro: un aumento de 100 pasajeros atendidos conllevó en promedio 400 unidades adicionales de tiempo.

La posición del mejor individuo mono-objetivo dentro del frente de Pareto confirmó que el enfoque multi-objetivo generaliza la solución y proporciona mayor flexibilidad de decisión.



*Figura 3. Frente de Pareto obtenido en el modo multi-objetivo.*

* Comparación con el código base

El algoritmo original presentaba problemas de validez en múltiples corridas, generando soluciones con asignaciones duplicadas. Nuestro enfoque corrigió este defecto y además alcanzó valores de eficiencia superiores (7.9 frente a 7.45 en promedio). Esto demuestra que el uso de operadores adaptados no solo garantiza factibilidad, sino que también mejora el desempeño global.



*Tabla 2. Resumen de Pareto - ejecuciones.*

Discusión

Los resultados obtenidos permiten reflexionar sobre diversos aspectos del diseño e implementación del algoritmo, así como sobre su aplicabilidad en escenarios reales de operación aeroportuaria.

Validez de las soluciones

Uno de los logros más importantes fue la corrección de las deficiencias del código base. El algoritmo original permitía duplicaciones en las asignaciones, lo que conducía a soluciones inválidas. Con la introducción de operadores especializados de cruzamiento y mutación, el algoritmo propuesto generó únicamente soluciones válidas en todas las ejecuciones. Este aspecto resulta crítico, ya que en la práctica no se pueden permitir inconsistencias en la asignación de recursos de un aeropuerto.

Eficiencia y convergencia

El enfoque mono-objetivo mostró una mejora clara en la eficiencia (40% en promedio), lo cual confirma que los operadores diseñados no solo corrigen errores, sino que también potencian el rendimiento. La convergencia rápida hacia soluciones estables después de unas pocas decenas de generaciones demuestra que el algoritmo puede ser empleado en entornos donde las decisiones deben tomarse en tiempos limitados.

Impacto de los parámetros

Los experimentos revelaron que los parámetros influyen de manera decisiva en el desempeño. Una tasa de mutación baja limitó la exploración y generó estancamiento, mientras que una tasa excesiva redujo la capacidad de refinamiento. El valor intermedio de 0.2 permitió lograr el mejor equilibrio entre diversificación y explotación del espacio de búsqueda. Esto concuerda con resultados reportados en la literatura, donde las tasas intermedias favorecen la estabilidad de los algoritmos evolutivos.

Ventajas del enfoque multi-objetivo

El modelo NSGA-II permitió capturar la complejidad inherente al problema, generando un frente de Pareto con múltiples soluciones de compromiso. La comparación con el modelo mono-objetivo mostró que este último corresponde a un punto particular dentro del frente, lo que evidencia que el multi-objetivo domina en flexibilidad y aplicabilidad. En la práctica, los gestores aeroportuarios pueden seleccionar entre alternativas según la situación: priorizar pasajeros en horas pico o minimizar tiempos en condiciones de congestión.

Comparación con otros enfoques

La estrategia propuesta supera al código base en validez, eficiencia y estabilidad. Si bien existen métodos alternativos, como heurísticas específicas o algoritmos exactos, estos tienden a ser menos escalables o demasiado costosos en términos computacionales. El algoritmo genético adaptado demostró ser eficiente en escenarios simulados de tamaño medio, lo cual sugiere que puede escalar a contextos reales con un número mayor de vuelos y gates.

1. **Conclusión**

El desarrollo de este trabajo permitió demostrar que los algoritmos genéticos, cuando son adaptados específicamente al problema de asignación de vuelos a gates, constituyen una herramienta robusta y eficaz. La introducción de operadores personalizados de cruzamiento y mutación corrigió las deficiencias observadas en el código base, asegurando que cada solución generada fuera válida y factible, es decir, sin duplicación de vuelos ni de puertas.

En términos de resultados, el modelo mono-objetivo mostró mejoras significativas en eficiencia, alcanzando incrementos de hasta un 40% respecto al algoritmo original. Este enfoque destaca por su rapidez de convergencia y por ser apropiado en situaciones en las que se requiere una decisión inmediata bajo un único criterio, como maximizar la velocidad de desembarque.

El modelo multi-objetivo (NSGA-II), por su parte, aportó un valor agregado crucial al generar un frente de Pareto con múltiples soluciones de compromiso entre dos criterios: maximizar el número de pasajeros atendidos y minimizar el tiempo total de desembarque. Este resultado es particularmente relevante en contextos reales, donde las prioridades pueden variar según la situación operativa del aeropuerto (por ejemplo, durante picos de demanda o ante restricciones de tiempo). La inclusión de este enfoque proporciona a los gestores una mayor flexibilidad en la toma de decisiones, permitiendo seleccionar la alternativa más adecuada en cada circunstancia.

Asimismo, se comprobó que los parámetros de configuración influyen directamente en el desempeño del algoritmo. Una tasa de mutación intermedia (0.2) y una población de 50 individuos resultaron suficientes para lograr soluciones estables y de alta calidad, equilibrando adecuadamente exploración y explotación en el espacio de búsqueda.

En conjunto, los hallazgos respaldan la hipótesis inicial: el uso de un algoritmo genético adaptado garantiza asignaciones más eficientes y factibles que el enfoque base. Más aún, la incorporación del modelo multi-objetivo representa un avance hacia la aplicabilidad práctica, al ofrecer no solo una solución única, sino un conjunto de alternativas óptimas para diferentes escenarios.

En síntesis, el trabajo confirma que la computación evolutiva es una estrategia adecuada y escalable para resolver el problema de asignación de vuelos a gates. El enfoque multi-objetivo debe considerarse como la opción más recomendable en contextos reales, dado que refleja la complejidad y las múltiples dimensiones de la operación aeroportuaria.

1. **Sugerencias de trabajos futuros**

El presente trabajo ha demostrado que los algoritmos genéticos son adecuados para resolver el problema de asignación de vuelos a gates. Sin embargo, existen múltiples líneas de mejora y ampliación que podrían explorarse en proyectos futuros:

* Restricciones temporales más realistas:

Actualmente, el modelo asegura unicidad de vuelos y gates, pero no considera los posibles solapamientos en los horarios de llegada y salida. Una extensión natural sería introducir restricciones de conflictos temporales, donde un mismo gate no pueda asignarse a vuelos con traslape en su tiempo de permanencia. Para ello, se podrían emplear penalizaciones en la función de fitness o mecanismos de reparación especializados.

* Incorporación de más objetivos:

Aunque se consideraron dos criterios principales (pasajeros y tiempo de desembarque), en escenarios reales intervienen otros factores relevantes:

Costos operativos, como consumo de energía, uso de buses o personal.

Impacto ambiental, considerando emisiones asociadas a traslados en buses o al uso de mangas.

Nivel de servicio al pasajero, por ejemplo, minimizar distancias de caminata en mangas o tiempos de espera en buses.

Extender el enfoque multi-objetivo a un marco con tres o más objetivos permitiría una visión más integral de la operación.

* Escalabilidad y validación con datos reales:

El estudio utilizó 30 vuelos y 10 gates simulados. En un aeropuerto internacional, el número real puede superar los 200 vuelos diarios y decenas de gates. Una línea futura sería validar el algoritmo en un escenario realista de gran escala, evaluando su eficiencia y tiempos de cómputo.

* Hibridación con otros enfoques:

El algoritmo genético podría combinarse con otros métodos de optimización:

Búsqueda local (para refinar las soluciones obtenidas por evolución).

Algoritmos de enjambre de partículas (para diversificar el espacio de búsqueda).

Neuroevolución, entrenando redes neuronales que predigan retrasos o tiempos de ocupación de gates, integradas al proceso evolutivo.

* Interfaz de apoyo a la decisión:

En el contexto de gestión aeroportuaria, un resultado clave del enfoque multi-objetivo es el frente de Pareto, que ofrece múltiples opciones de asignación. Un trabajo futuro podría ser desarrollar un sistema interactivo que presente estas alternativas a los gestores, permitiéndoles elegir según la prioridad del momento (ejemplo: atender más pasajeros en horas punta o reducir tiempos en situaciones críticas).

* Extensiones a otros problemas logísticos:

El modelo puede adaptarse a otros dominios de planificación con recursos limitados, como:

* Asignación de personal a turnos en aeropuertos.
* Distribución de equipaje en bandas de recogida.
* Asignación de muelles en puertos marítimos.

Esto reforzaría la aplicabilidad del enfoque a diferentes industrias de transporte y logística.

En conclusión, las futuras líneas de trabajo no solo buscan perfeccionar la solución actual, sino también ampliar su alcance hacia problemas más complejos, realistas y de mayor impacto en la gestión de infraestructuras críticas.

1. **Link del repositorio del trabajo**

<https://github.com/JUANJO2023/Optimizacion-Industrial-con-Computacion-Evolutiva>.

1. **Declaración de contribución de cada integrante**

Juan José Quispe Soto: Implementación de operadores de cruzamiento y mutación, desarrollo de pruebas en modo mono-objetivo.

Luis Alonso Cevallos López: Implementación de NSGA-II, ejecución de experimentos multi-objetivo y análisis comparativo.

Gary Alexis Grentz Arana: Redacción del informe, integración de resultados y elaboración de conclusiones.

1. **Referencias**

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 6(2), 182–197.

Hu, X., & Di Paolo, E. (2008). A genetic algorithm for gate assignment. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 1653–1660.

Li, V. O. K. (1999). Hints on writing technical papers and making presentations. IEEE Transactions on Education, 42(2), 134-137.