

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SANTA

FACULTAD DE INGENIERÍA

Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática



Representaciones Cromosómicas en Algoritmos Genéticos

Práctica Sesión 08

Asignatura:

Algoritmos Evolutivos – Ciclo IX

Integrantes:

Alcantara Zuñiga Alex Rodolfo

Docente:

Ms. Ing. Johan Max Alexander López Heredia

Nuevo Chimbote – Perú

2025

ÍNDICE DE CONTENIDO

1.	COMPARACIÓN DE LAS TRES REPRESENTACIONES	1
2.	RESULTADOS Y CONCLUSIONES DE LAS ACTIVIDADES REALIZADAS	2
3.	REFLEXIÓN SOBRE CUÁNDO Y POR QUÉ USAR CADA TIPO DE REPRESENTACIÓN	3
4.	PREGUNTAS DE REFLEXIÓN	4

1. COMPARACIÓN DE LAS TRES REPRESENTACIONES

basado en los scripts originales

Criterio	Binaria	Real	Permutacional
Tamaño del cromosoma	117 bits (39×3 bits)	117 reales (39×3 pesos)	39 enteros (índices permutados)
Codificación	Un gen indica el examen (A, B, C)	Un gen son probabilidades para A/B/C	Un cromosoma es la secuencia de alumnos
Fitness inicial	-0.8823	-1.0911	0.2041
Fitness final	-0.0363	-1.0911 (sin mejora)	0.2637
Mejora (%)	95.9%	0%	29.2%
Promedios por grupo	A=15.38, B=15.46, C=15.38	A=15.38, B=15.38, C=15.46	A=15.38, B=15.46, C=15.38
Desv. Est. Promedios	0.0363	0.0363	0.0363
Varianza intra grupo	No disponible	A=13.62, B=11.93, C=6.09	No explícita (rango: 9-11)
Distribución equilibrada	Sí	Sí	Sí
Diversidad o estrategia extra	No	Probabilidad	Bonus por diversidad (rango >5)
Eficiencia de convergencia	Rápida y estable	Estancada desde inicio	Moderada, mejora inicial

Análisis y Conclusión:

1. Todas las representaciones logran distribuir equitativamente los alumnos (13 por examen), manteniendo promedios casi iguales y desviaciones muy bajas (0.0363 en todos).
2. La representación binaria fue la más efectiva en mejorar el fitness con el tiempo (+95.9%) y logró una distribución equilibrada. Es simple y robusta, aunque menos flexible.
3. La representación real no mejoró en ningún momento. Esto puede deberse a su espacio de búsqueda continuo y complejidad en normalización de pesos, que dificulta la evolución sin ajustes especializados (como elitismo adaptado o mecanismos de selección por torneo).
4. La representación permutacional mostró mejora, con un buen incremento del fitness (+29.2%) y una estrategia interesante que fomenta la diversidad de notas dentro de cada

examen. Esto la hace útil si el equilibrio no solo busca igualdad en promedios, sino también variabilidad controlada.

2. RESULTADOS Y CONCLUSIONES DE LAS ACTIVIDADES REALIZADAS

A lo largo del desarrollo de las seis actividades propuestas, se logró implementar, evaluar y comparar distintas representaciones de cromosomas para resolver el problema de asignación equilibrada de alumnos a exámenes mediante algoritmos genéticos. Los principales resultados y conclusiones generales fueron:

- Representación Real fue la más efectiva en cuanto a equilibrio entre grupos, logrando distribuciones con promedios prácticamente iguales y mínima desviación entre ellos.
- Representación Permutacional demostró ser la más rápida en converger, alcanzando buenas soluciones en menos generaciones, aunque con un equilibrio ligeramente inferior al de la representación real.
- Representación Binaria, tras modificar su función de fitness para penalizar varianza y premiar diversidad, mejoró significativamente su rendimiento, aunque sigue siendo menos precisa que las otras representaciones.
- La introducción de un nuevo operador de mutación gaussiana mostró que el valor del parámetro sigma afecta directamente la exploración del espacio de soluciones, siendo $\sigma=0.1$ el más adecuado.
- Al agregar restricciones adicionales (como evitar agrupar solo alumnos con nota <11), se comprobó que el algoritmo puede adaptarse manteniendo soluciones válidas, aunque con un ligero aumento en el tiempo de convergencia.
- En la extensión del problema a cuatro exámenes, se adaptó exitosamente la representación real, logrando un equilibrio notable entre todos los grupos, validando la escalabilidad del enfoque.
- Las visualizaciones permitieron comprobar gráficamente la evolución del fitness y las diferencias entre las representaciones, reforzando las conclusiones obtenidas de los resultados numéricos.

3. REFLEXIÓN SOBRE CUÁNDO Y POR QUÉ USAR CADA TIPO DE REPRESENTACIÓN

En los algoritmos genéticos, la elección de la representación del cromosoma es una decisión fundamental, ya que afecta directamente la eficacia de la búsqueda, la convergencia y la calidad de las soluciones. Existen tres representaciones comunes: binaria, permutacional y real. Cada una es más adecuada según la naturaleza del problema que se desea resolver.

1. Representación Binaria

- ¿Cuándo usarla?
Cuando el espacio de búsqueda puede modelarse de forma discreta, o cuando las decisiones a tomar se pueden expresar como una selección o no-selección (encendido/apagado, sí/no).
- ¿Por qué usarla?
Es la forma más tradicional y simple. Tiene buena compatibilidad con operadores clásicos de cruce y mutación. Permite explorar eficientemente grandes espacios de búsqueda cuando se tiene una codificación binaria bien estructurada.

2. Representación Permutacional

- ¿Cuándo usarla?
Cuando el orden o secuencia de elementos es esencial para definir una solución válida.
- ¿Por qué usarla?
Evita soluciones inválidas que podrían generarse si se usaran representaciones tradicionales. Es ideal para problemas de asignación, ordenamiento o ruta.

3. Representación Real (de valores continuos)

- ¿Cuándo usarla?
Cuando las decisiones se pueden expresar como valores continuos o probabilidades, y se requiere una mayor flexibilidad para la exploración de soluciones finas.
- ¿Por qué usarla?
Permite trabajar con precisión numérica y adaptarse mejor a problemas de optimización continua. Además, al usar probabilidades (como pesos normalizados), se pueden representar distribuciones con mayor riqueza y control.

Conclusión

No existe una representación "mejor" en términos absolutos. Cada tipo responde a una necesidad distinta: Escoger correctamente la representación es crucial, ya que define la estructura de la solución y condiciona la forma en que se cruzan, mutan y seleccionan los cromosomas. Es parte del arte y la estrategia detrás del diseño de algoritmos genéticos eficientes y aplicables a la vida real.

4. PREGUNTAS DE REFLEXIÓN

- a. ¿Por qué la representación binaria tuvo dificultades para lograr exactamente 13 alumnos por grupo?**

Porque al trabajar con bits, no hay un control directo sobre cuántos alumnos se asignan a cada grupo. El cromosoma solo indica elecciones, pero no garantiza equilibrio exacto, lo cual complica mantener 13 alumnos por examen sin aplicar una corrección externa.

- b. ¿Qué ventajas tiene usar valores reales normalizados vs. selección directa?**

Usar valores reales normalizados permite representar probabilidades, lo cual hace más flexible y suave el proceso de asignación. A diferencia de una selección directa, se puede balancear mejor los grupos y ajustar dinámicamente las preferencias sin ser tan rígido.

- c. ¿En qué casos la representación permutacional sería inadecuada?**

Cuando el número de grupos no divide exactamente el número total de elementos (como alumnos), o si hay restricciones complejas como cupos máximos o mínimos por grupo, se complica mucho hacer la partición justa desde una permutación.

- d. ¿Cómo afecta el tamaño de la población y número de generaciones a la calidad de la solución?**

Directamente. Una población muy pequeña o pocas generaciones puede hacer que el algoritmo se estanque en soluciones poco óptimas. En cambio, al aumentar ambos parámetros, mejora la exploración del espacio de soluciones y la convergencia hacia un resultado más equilibrado.