

“Algoritmo Genético para resolver un problema de asignación de partes en celdas de manufactura”

Autor/Autores: Jose Alonso Reyes Samaniego (20220293), Rodrigo Alejandro Holguín Huari (20221466), Ariana Milagros Silva Flores (20220361)

Resumen - *El documento propone un algoritmo genético para asignar partes y máquinas en celdas de manufactura, optimizando recursos y minimizando excepciones. Utiliza casamiento uniforme y mutación para generar nuevas soluciones. Los resultados muestran eficiencia en problemas pequeños y medianos, aunque enfrenta desafíos en escalabilidad. Se sugiere explorar técnicas híbridas y considerar factores adicionales como tiempos de producción. Finalmente, se destacan implicancias éticas relacionadas con el empleo, sostenibilidad y privacidad de datos.*

1. Introducción

La manufactura celular es un proceso que organiza los trabajos y máquinas en grupos para poder mejorar la eficiencia, calidad y flexibilidad. Para ello, los productos se asignan a celdas que cumplen una parte del proceso.

Este proceso es relevante ya que ayuda a incrementar la calidad de la producción y maximizar la misma. Esto ayuda a las empresas a mantener la competitividad y adaptarse a las demandas del mercado.

Por esto, la hipótesis de este trabajo es que para poder optimizar este proceso, se puede hacer uso de algoritmos genéticos para la asignación de cada parte-máquina a una celda de manufactura correspondiente. El objetivo del problema es agrupar un conjunto de máquinas y partes en un número determinado de celdas para optimizar la utilización de recursos y minimizar los elementos excepcionales y vacíos.

2. Trabajos relacionados

1. “Genetic algorithm approach for solving a cell formation problem in cellular manufacturing”. El artículo presenta un algoritmo genético para resolver el problema de formación de celdas en manufactura celular, agrupando máquinas y partes en celdas de manera que se minimicen los **elementos excepcionales** (procesos fuera de las celdas asignadas) y los **vacíos** (espacios sin procesos dentro de las celdas). El modelo matemático es no lineal y NP-difícil, por lo que se utiliza un enfoque heurístico con operadores genéticos (cruce y mutación). El algoritmo es validado en 22 problemas *benchmark*, mostrando resultados superiores o comparables a métodos existentes como ZODIAC y GRAFICS. Este enfoque destaca por su eficiencia y su capacidad para manejar problemas de gran escala.

2. “Meta-heuristics in cellular manufacturing: A state-of-the-art review”. El documento es una revisión de metaheurísticas aplicadas a problemas de formación de celdas en manufactura celular, abordando enfoques como algoritmos genéticos, búsqueda tabú, recocido simulado y optimización por enjambre de partículas. Explica cómo estas técnicas han evolucionado para resolver problemas NP-completos, sus ventajas frente a métodos tradicionales y su capacidad para optimizar la asignación de máquinas y piezas en celdas. Se incluyen comparativas, estudios de caso y aplicaciones prácticas, resaltando la importancia de la hibridación y los desafíos futuros en el campo.

3. “Heuristic and meta-heuristic algorithms for solving medium and large scale sized cellular manufacturing system NP-hard problems: A comprehensive review”. El artículo revisa métodos heurísticos y metaheurísticos para resolver problemas NP-hard en sistemas de manufactura celular (CMS). Analiza algoritmos como genética, optimización por enjambre de partículas, recocido simulado y búsqueda tabú, comparándolos en eficiencia y eficacia. Identifica que los problemas incluyen formación de células, disposición de máquinas, asignación de recursos y costes. Concluye que los algoritmos híbridos y robustos son esenciales para abordar problemas de optimización múltiple en CMS. Finalmente, se resalta la necesidad de modelos multiobjetivo que incluyan costos de manejo y planificación de recursos para futuros desarrollos.

3. Metodología

- **Enfoque(s) propuesto:**
 - El problema posee de forma natural las siguientes variables:
 - P : que es el conjunto de partes.
 - M : conjunto de máquinas.
 - C : número de celdas.



r_{ij} : matriz de incidencia máquina-parte (1 si la parte i requiere de la máquina j , 0 en caso contrario).

$MIN ut_k$: utilización mínima de cada celda.

- Junto a ello, existe una serie de restricciones:
 - (1) Cada parte debe de estar asignada a una celda.
 - (2) Cada máquina debe de estar asignada a una celda.
 - (3) Cada celda debe tener un nivel mínimo de utilización ($MIN ut_k$).
 - (4) Cada parte debe de estar asignada a la misma celda de, por lo menos, una máquina que requiere.

El algoritmo sigue la estructura básica de un algoritmo genético: Primero se crea una población inicial. Para ello se utiliza un cromosoma que junta tanto las partes como las máquinas.

P_1	P_2	P_3	...	P_p	M_1	M_2	M_3	...	M_M										
2	2	2	3	3	1	1	1	2	2	2	2	1	1	2	3	3	1	1	1

Imagen 1. Representación de cromosoma con 10 partes y 10 máquinas.

El valor presente en cada una de las partes/máquinas representa la celda en la que se encuentra. Para el caso representado en la imagen uno se ha utilizado un número total de 3 celdas, por lo que cada parte/máquina se encuentra en una de estas.

Luego de realizar la primera población (con un número determinado de casos para el tamaño de esta) se pasa al proceso de evaluación de fitness. En este, como se ha estipulado previamente, se busca minimizar los EE y los vacíos. Esto se puede realizar con la siguiente fórmula:

$$\sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^C (1 - 2r_{ij}) Z_{ik} Y_{jk}$$

Donde Z_{ik} es la relación entre las partes y las celdas y Y_{jk} la relación de las máquinas y las partes.

Después del fitness se realiza la ruleta, para poder obtener a los “padres” para los siguientes pasos del algoritmo genético.

Posterior a esto, se realiza tanto el proceso de casamiento como el de cruzamiento, cada uno de una forma específica:

- Casamiento uniforme: Por cada par aleatorio de padres elegidos, una proporción de genes elegidos de forma aleatoria se intercambian. (Ver Imagen 2)
- Operador de mutación: Se escoge un individuo de forma aleatoria de la población. Luego, un número r entre 1 y $M + P$ es elegido y se realiza la mutación correspondiente al siguiente pseudocódigo.

```

SI ar = 1 ENTONCES      (ar es el r-ésimo gen del cromosoma seleccionado)
  ar = C
SINO
  SI ar = C
    ar = 1
  SINO
    Generar un número aleatorio rx entre 0 y 1
    SI rx < 0.5 ENTONCES
      ar = ar - 1
    SINO
      ar = ar + 1
    FINSI
  FINSI
FINSI

```

Estos métodos específicos proporcionan una mayor variedad de resultados y por ende una mayor oportunidad de encontrar la mejor solución de forma rápida y eficiente.

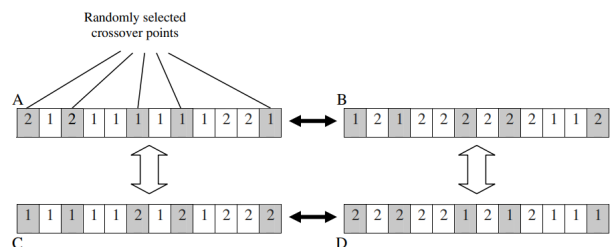


Imagen 2. Cruzamiento Uniforme. Recuperado de: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.07.054>

Finalmente, se crea la nueva población y se repiten los pasos anteriores hasta llegar al número de iteraciones solicitado al inicio del programa.

4. Experimentación y Resultados

■ Setup experimental:

- Se han utilizado varios datos experimentales, los cuales se presentan a continuación:

P	C	M	MIN_ut_k
7	2	5	0.65
8	2	6	0.55
20	3	8	0.6
15	3	10	0.7
15	7	12	0.5

Tabla 1. Datos experimentales.

- Una de las métricas principales es el tiempo de ejecución computacional. Para ello se debe de tomar en cuenta el tiempo que tardan otros algoritmos heurísticos y metaheurísticos y guiarse de ello para corroborar que el tiempo de este método sea óptimo.
- Otra métrica sería la aptitud. Los resultados deben de compararse con los resultados de



otros algoritmos para corroborar la calidad del mismo.

- Para poder corroborar la productividad del algoritmo se utilizó una amplia variedad de datos, comenzando por tamaños pequeños de cromosomas hasta cada vez más grandes. A su vez, se trató de variar los tamaños de población para comprobar el manejo de memoria del mismo.

■ Resultados y Discusión:

- Se han analizado principalmente los tiempos de ejecución y se han obtenido los siguientes resultados: 3s, 4s, 20s, 19s y 48s.
- También se ha analizado el fitness de cada uno y se obtuvieron los siguientes resultados: -20, -32, -99, -129 y -182.

Podemos observar que conforme la cantidad de datos aumenta, los resultados obtenidos también son mayores, tanto para el fitness (tomando de referencia el valor absoluto) como para los tiempos de ejecución. Esto se debe a que al trabajar con iteraciones debe de realizar una mayor cantidad de pasos antes de poder continuar con el programa de forma eficiente. Es posible también decir que la población está “creciendo demasiado”, es decir, que la cantidad de datos es demasiada como para que la soporte el algoritmo, lo cual causa que tarde más en realizar la ejecución.

5. Conclusión

En conclusión, el trabajo propone un algoritmo genético que permite resolver el problema de asignación de partes y máquinas en celdas de manufactura, optimizando recursos y minimizando elementos excepcionales y vacíos. Utilizando técnicas como casamiento uniforme y mutación, el algoritmo busca mejorar la eficiencia en la formación de celdas, siendo probado en problemas de diferentes escalas. Los resultados muestran que el método es eficaz en problemas pequeños y medianos, aunque enfrenta limitaciones en su escalabilidad y tiempos de convergencia en problemas grandes.

6. Sugerencias de trabajos futuros

Para nuevos trabajos se recomienda buscar maneras en las cuales se deban tener en cuenta condiciones adicionales para la asignación de partes y máquinas (en celdas), como, por ejemplo, el tiempo que le toma a una parte ser procesada en una determinada máquina, o si es que existe una dependencia de contigüidad entre máquinas para que estas puedan operar correctamente. A su vez, también se puede ampliar el alcance del

proyecto, implementando técnicas híbridas para el desarrollo de la solución, como lo podría ser el generar una población inicial haciendo uso de un algoritmo GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) y analizando si es que se producen cambios significativos en los resultados.

7. Implicancias éticas

Una de las principales implicancias es el impacto en el empleo, debido a que, de ser escalado el algoritmo planteado, trabajos que se realizaban antes por personas ahora serían realizados por una máquina. Algunos ejemplos de empleos podrían ser “planificador de producción”, “ingeniero de procesos” y “gestor de producción”, por mencionar algunos. Una manera de mitigar este impacto podría ser por medio de una transición gradual a la automatización, de manera que los trabajadores puedan participar activamente en el cambio mientras que pasan por un proceso de reentrenamiento, para cubrir los nuevos roles y necesidades que surjan en la sociedad.

Otra implicancia es la sostenibilidad ambiental, ya que en caso el algoritmo no sea implementado correctamente o presente fallos en entornos específicos, podrían darse problemas como la sobreproducción o a la creación de productos defectuosos que resulten en más residuos, al asignar erróneamente las partes a las máquinas que los pueden procesar. Una manera de contrarrestar este riesgo es por medio del monitoreo continuo sobre el impacto ambiental, lo cual puede lograrse mediante la integración de sensores y, de esta manera, identificar si son necesarios ajustes en el algoritmo para mejorar la sostenibilidad.

Finalmente, una última implicancia importante es la de privacidad y uso de datos, ya que al querer optimizar este algoritmo se podría requerir información de los empleados que operan la maquinaria, así como el monitoreo constante de los mismos para analizar su impacto en la eficiencia del uso de las máquinas. Una forma de abordar este problema es mediante la transparencia de las empresas en el manejo de los datos o la anonimización de los mismos, de manera que no haya vínculo con personas específicas.

8. Link del repositorio del trabajo

<https://github.com/Puyuyel/Tarea-Academica-1IINF32/tree/main>



9. Declaración de contribución de cada integrante

- Ariana Silva: Redacción del Informe y del tema a desarrollar.
- Alonso Reyes: Desarrollo del código de la Tarea Académica.
- Rodrigo Holguin : Desarrollo del casamiento uniforme y grabación del video.

10. Referencias

Ejemplo:

- [1]. Mahdavi, I., Paydar, M. M., Solimanpur, M., & Heidarzade, A. (2009). Genetic algorithm approach for solving a cell formation problem in cellular manufacturing. *Expert Systems with*

Applications, 36(4), 6598–6604.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.07.054>

- [2]. Ghosh, T., Sengupta, S., Chattopadhyay, M., & Dana, P. K. (2010). Meta-heuristics in cellular manufacturing: A state-of-the-art review. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2(1), 87–122.
<https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2010.03.005>

- [3]. Kesavan, V., Kamalakannan, R., Sudhakarapandian, R., & Sivakumar, P. (2019). Heuristic and meta-heuristic algorithms for solving medium and large scale sized cellular manufacturing system NP-hard problems: A comprehensive review. *Materials Today: Proceedings*.
<https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.05.363>

