

## Gestión de la programación de tareas para producción en talleres de maquinado con sistemas MOEAs

**MSc. Hiovanis Castillo Pantoja**

Universidad de Holguín

ORCID: 0000-0003-0091-0904

hiovanisc@uho.edu.cu

**Dr.C. Lidia María Pérez Vallejo**

Universidad de Holguín

ORCID: 0000-0001-8602-5898

lidia@uho.edu.cu

**Dr.C. Roberto Pérez Rodríguez**

Universidad de Holguín

ORCID: 0000-0001-5741-5168

roberto.perez@uho.edu.cu

### RESUMEN

En la actualidad, la gestión de la programación productiva en las empresas de manufactura determina el uso eficiente de los recursos y la entrega a tiempo de los productos terminados a los clientes. En este contexto, ante las limitaciones en la logística de las materias primas las plantas industriales adoptan soluciones basadas en la optimización multi-objetivo para la gestión de las capacidades de producción. Este trabajo se enfoca en la mejora de la eficiencia de las producciones a corto plazo en talleres de maquinado, empleando la variante del método evolutivo multi-objetivo (MOEAs). Se consideran en el modelo óptimo multi-objetivo tres variables: costo de producción, volumen de producción y el acabado superficial de las piezas. Se toman cuatro objetivos a minimizar: velocidad de la herramienta circular abrasiva, velocidad de la pieza, profundidad de corte y avance. Como caso de estudio se tomó un proceso de rectificado para la producción de piezas metálicas prismáticas en un taller de maquinado. Se muestra la evaluación cuantitativa de la gestión de la programación de la producción y se demuestra la efectividad del método propuesto al realizar la comparación con dos métodos de optimización.

**Palabras clave:** Gestión, programación de tareas, MOEAs, NSAG-III, maquinado.

### Management of task scheduling for production in machining workshops with MOEAs systems

### ABSTRACT

Currently, the management of productive programming in manufacturing companies determines the efficient use of resources and the timely delivery of finished products to customers. In this context, given the limitations in the logistics of raw materials, industrial plants adopt solutions based on multi-objective

optimization for the management of production capacities. This work focuses on improving the efficiency of short-term production in working shops, using the variant of the multi-objective evolutionary method (MOEAs). Three variables are considered in the optimal multi-objective model: production cost, production volume and the surface finish of the parts. Four objectives are taken to minimize: speed of the abrasive tool, speed of the part, depth of cut and feed. As a case study, a grinding process was taken for the production of prismatic metal parts in a working shop. The quantitative evaluation of the management of the production schedule is shown and the effectiveness of the proposed method is demonstrated when making the comparison with two optimization methods.

**Keywords:** Management, scheduling, MOEAs, NSAG-III, machining.

## INTRODUCCIÓN

Los algoritmos evolutivos multiobjetivo (AEMO) se han utilizado ampliamente para operar problemas complejos de ingeniería en las últimas décadas. Esto se debe a que es difícil obtener soluciones óptimas para problemas complejos utilizando técnicas de optimización tradicionales, como la programación no lineal (Huang et al., 2017). Con este fin, se ha estimulado el desarrollo y aplicación de los AEMO para resolver los complejos problemas de optimización de la planificación y gestión de los recursos con múltiples objetivos de diseño y operación (Fu et al., 2013).

Hasta el momento, los AEMO se han utilizado para resolver problemas en la industria de la manufactura con el objetivo de alcanzar estándares de calidad en el acabado superficial de las piezas. El proceso de rectificado es uno de los métodos más utilizados para alcanzar este objetivo. Por tanto, es necesario la mejora de la gestión de los parámetros principales del proceso de rectificado, incorporándole métodos modernos de optimización para la toma de decisiones que se corresponden con el aumento de las producciones y el ahorro de recursos materiales y energéticos. (Patil, et al., 2019) desarrollan un modelo matemático utilizando la metodología de superficie de respuesta (RSM). Los resultados de RSM se utilizan, además, para obtener soluciones óptimas de frente de Pareto utilizando el enfoque NSGA-II.

Por su parte, (Fu et al., 2013) utilizan un algoritmo evolutivo multiobjetivo denominado algoritmo genético ordenado no dominado (NSGA-II) y análisis visuales interactivos para revelar y explorar las ventajas y desventajas del problema de una red. Este trabajo demuestra que un enfoque de análisis visual de diversos objetivos tiene claras ventajas y beneficios para respaldar una toma de decisiones más informada y transparente en el proceso de diseño.

(Huang et al., 2017) realizan un análisis probabilístico basado en la simulación de Monte-Carlo y en el análisis de sensibilidad global para la evaluación previa de los efectos de la demanda nodal transitoria. Los resultados y el análisis de la aplicación confirman la eficacia y la mejora del método desarrollado en este estudio sobre la orientación del modelado y análisis transitorios precisos bajo la influencia de las demandas nodales. Proponen la combinación del algoritmo HMOMA y NSGA-III, para ampliar el conjunto de soluciones basadas en ajustes colaborativos de procesos y equipos.

(Wang et al., 2019) desarrollan un modelo de optimización de varios objetivos para planificar la aplicación de los cuatro tipos de variables de decisión: equipos de proceso, tecnologías de producción

más limpia, tecnologías de tratamiento al final del proceso y tecnologías sinérgicas. Además, para formular esquemas de decisión final, adoptan el algoritmo de agrupamiento Fuzzy C-means para agrupar las soluciones óptimas de Pareto. Los resultados muestran que NSGA-III se desempeña bien en la distancia entre centros, la métrica de espaciado y la eficiencia computacional. Se demuestra que la metodología propuesta es capaz de resolver problemas de optimización multiobjetivo y ayudar a la toma de decisiones en la gestión ambiental industrial.

El rectificado es uno de los procesos de mecanizado de precisión que consumen más energía. La eficiencia energética no se ha considerado completamente en las estrategias de rectificado tradicional para obtener beneficios en la producción. Por lo tanto, (Wang, et al., 2021) proponen un método de diseño óptimo para obtener parámetros de rectificado considerando la gestión de energía y el rendimiento de mecanizado. Se desarrolló un modelo no paramétrico basado en la red neutra artificial adaptativa mejorada (aANN) para predecir la calidad de la superficie, el tiempo de mecanizado y el consumo de energía total. Los resultados experimentales en el acero AISI 1045 demostraron que la solución óptima podría mejorar la eficiencia energética en un 89,52 % y reducir el tiempo de mecanizado en un 174,36 % manteniendo la misma calidad del producto.

En otro estudio, (Xi et al., 2021) establece un modelo de mantenimiento selectivo de tres objetivos para el sistema serie-paralelo para minimizar el costo de mantenimiento, maximizar la probabilidad de completar la siguiente tarea y minimizar el tiempo de inactividad. El modelo de toma de decisiones de mantenimiento y el modelo de asignación de personal se combinan para tomar decisiones sobre la duración óptima del período de descanso de cada equipo, el equipo que se mantendrá durante el período de descanso y el nivel de mantenimiento. Para el modelo multiobjetivo establecido, se diseña el algoritmo NSGA-III. Comparando con el algoritmo NSGA-II que solo considera los dos primeros objetivos, se verifica que el modelo multiobjetivo diseñado puede reducir efectivamente el tiempo de inactividad del sistema.

En otro análisis, (Sang et al., 2022) proponen un algoritmo memético de varios objetivos de alta dimensión (HMOMA). Este método combina la NSGA-III mejorada y el método de búsqueda local. Para expandir efectivamente el espacio del conjunto de soluciones, se diseña la estructura de vecindario basada en el ajuste colaborativo de procesos y equipos y en la ruta crítica. Para mejorar el rendimiento integral de la población, se propone un método de selección de entorno de modo dual. La viabilidad y competitividad del modelo de programación y HMOMA se verifican mediante experimentos. La solución de este problema tiene un significado académico importante y un valor de ingeniería para la fábrica inteligente.

Se observa en la revisión bibliográfica la necesidad de desarrollar métodos combinados que aprovechen las ventajas de la optimización multiobjetivo para la gestión de los procesos de mecanizado con más de dos criterios. Por tanto, el objetivo de este trabajo es mostrar la aplicación de las herramientas AEMO representado con el algoritmo NSGA-III, como modelos de optimización multiobjetivo. Se presentan los resultados preliminares aplicados a un caso de estudio.

## **METODOLOGÍA**

En general, el problema de optimización puede expresarse mediante el siguiente modelo matemático:

$$\min f(x) \quad (1)$$

subject

$$g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m \quad (2)$$

$$h_j(x) \leq 0, j = 1, \dots, l \quad (3)$$

Donde  $m$  y  $l$  son el número de restricciones de desigualdad e igualdad, respectivamente. En primer lugar, se describirán las condiciones necesarias que debe satisfacer una solución óptima. Sea  $f: R^n \rightarrow R$  la función a minimizar, con las funciones de restricción  $g_i: R^n \rightarrow R$  y  $h_j: R^n \rightarrow R$ . Supongamos que estas funciones son continuamente diferenciables en el punto  $x^*$ . Si  $x^*$  es un mínimo local, existen constantes  $\lambda \geq 0$ ,  $\mu_i \geq 0 (i = 1, \dots, m)$  and  $\nu_j (j = 1, \dots, l)$ , y tales que:

$$\lambda \nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{j=1}^l \nu_j \nabla h_j(x^*) = 0 \quad (4)$$

$$\mu_i g_i(x^*) = 0 \text{ for all } i = 1, \dots, m \quad (5)$$

Se muestran las condiciones suficientes que garantizan la existencia de un óptimo global. Si existen constantes  $\lambda, \mu_i, \nu_j$  y tales que:

$$\lambda + \sum_{i=1}^m \mu_i + \sum_{j=1}^l |\nu_j| > 0 \quad (6)$$

$$\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{j=1}^l \nu_j \nabla h_j(x^*) = 0 \quad (7)$$

$$\mu_i g_i(x^*) = 0 \text{ for all } i = 1, \dots, m \quad (8)$$

Las condiciones suficientes son garantizadas y la existencia de un óptimo global son:

$f: R^n \rightarrow R$ ,  $g_i: R^n \rightarrow R$  convexo,  $h_j: R^n \rightarrow R$ , y un punto  $x^* \in R^n$ . Si existe la constante  $\mu_i \geq 0 (i = 1, \dots, m)$  y  $\nu_j (j = 1, \dots, l)$  entonces:

$$\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \mu_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{j=1}^l \nu_j \nabla h_j(x^*) = 0 \quad (9)$$

$$\mu_i g_i(x^*) = 0 \text{ for all } i = 1, \dots, m \quad (10)$$

El punto  $x^*$  es el mínimo global de  $f$ , como se constata en la literatura que ha sido establecida como referencia.

### Algoritmo NSAG-III

Los métodos de optimización evolutiva multiobjetivo (EMO) han demostrado ampliamente su eficacia para encontrar un conjunto de soluciones no dominadas, convergentes y diversificadas en diferentes problemas de optimización de dos y tres objetivos desde principios de los años 90 (Kahhal et al., 2013). Los autores proponen un nuevo método que utiliza el procedimiento basado en el algoritmo NSGA-II que trabaja con un conjunto de puntos de referencia predefinidos, y demuestran que pueden resolver problemas de optimización de 2 a 15 objetivos con una eficacia correcta. NSAG- III ha sido evaluado por varias pruebas experimentales con un rendimiento altamente competitivo.

El funcionamiento para el análisis multi objetivo considera los siguientes aspectos:

1. El problema de optimización multiobjetivo es un conjunto de soluciones óptimas de Pareto que sigue una distribución uniforme y tiene una buena conveniencia y extensión.
2. La diversidad se mantiene mediante un conjunto de direcciones de referencia.
3. La convergencia está garantizada por los puntos de referencia uniformemente distribuidos en el hiperplano.
4. Si existen varios miembros de la población asociados al punto de referencia, se selecciona el que tenga la mínima distancia perpendicular.
5. El punto de referencia se desprecia en la generación actual, cuando existe un miembro de la población asociado a él.

### Modelo propuesto.

El modelo matemático tomado de (Zhang et al., 2014) para la optimización de los parámetros de rectificado analizados en este trabajo, se expresa para los tres funciones objetivos seleccionados:

- a) Costo de producción (CT)

$$\begin{aligned} \min CT = & \frac{M_c}{60p} \left( \frac{L_w + L_c}{V_w 1,000} \right) \left( \frac{b_w + b_c}{f_w} \right) \left( \frac{a_w}{a_p} + S_p + \frac{a_w b_w L_w}{\pi D_c b_s a_p G} \right) + \frac{M_c}{60p} \left( \frac{S_d}{V_r} + t_1 \right) + \frac{M_c t_{ch}}{60N_t} + \frac{M_c}{60p} \frac{1}{N_d} \frac{\pi b_s D_c}{L V_s 1,000} + \\ & C_s \left( \frac{a_w b_w L_w}{pG} + \frac{\pi D_o c b_c D_c}{pN_d} \right) + \frac{C_d}{pN_{td}} \quad (11) \end{aligned}$$

- b) Volumen de producción (WRP)

The production rate is represented by the workpiece removal parameter WRP (cubic millimeters per minute Newton).

$$\min WRP = 94.4 \frac{\left(1 + \frac{2D_o c}{3L}\right) L^{0.5789} \left(\frac{V_w}{V_s}\right)^{0.1578} V_s}{D_c^{0.141} V O L^{0.47} d_g^{0.131} R_c^{1.421}} \quad (12)$$

La velocidad de producción está representada por el parámetro de retirada de piezas.

- c) Acabado superficial ( $T_{AVE}$ )

$$\min T_{ave} = 12.5 \times 10^3 \frac{d_g^{0.5925} a_p^{0.7037}}{D_c^{0.296}} \left(1 + \frac{D_o c}{L}\right) \times L^{0.5925} \left(\frac{V_w}{V_s}\right)^{0.5925} \quad (13)$$

El acabado superficial de la pieza de trabajo se suele especificar para que esté dentro de un cierto valor Ra que está fuertemente influenciado por los parámetros de operación y los parámetros de reavivado del rectificado. Para determinar el valor de Ra, partimos del espesor medio de viruta durante el rectificado  $T_{AVE}$ , expresado en la ecuación siguiente.

$$Ra = \begin{cases} 0.4587T_{AVE}^{0.30} & \text{para } 0 < T_{AVE} < 0.254 \\ 0.7866T_{AVE}^{0.72} & \text{para } 0.254 < T_{AVE} < 2.54 \end{cases} \quad (14)$$

### Restricciones

En cuanto a las restricciones, los valores mínimos y máximos considerados para las recomendaciones de los parámetros de mecanizado ( $V_s$ ,  $V_w$ ,  $Doc$ ,  $L$ ) son proporcionados por los fabricantes de las herramientas de corte en sus catálogos. Los objetivos anteriores están sujetos a:

$$1000 < V_s < 2.023 \text{ (m/min)} \quad (15)$$

$$10 < V_w < 22.7 \text{ (m/min)} \quad (16)$$

$$0.01 < Doc < 0.14 \text{ (mm)} \quad (17)$$

$$0.01 < L < 0.14 \text{ (mm/rev)} \quad (18)$$

### Determinación de las variables subjetivas y optimización del modelo

En este estudio se analiza establecer la relación de las variables subjetivas con la rugosidad y el acabado superficial al realizar la operación de rectificado. Para la rugosidad superficial del proceso de rectificado se relacionan como variables subjetivas el coste y el volumen de producción, considerando que los valores de rugosidad superficial no superen los valores requeridos. El acabado superficial se asume como subjetivo, combinado con el coste de producción; con la condición de que el volumen de producción no supere los valores exigidos.

Tomando el análisis de optimización multiobjetivo del problema en relación al proceso de rectificado superficial formulado mediante el algoritmo de ordenamiento no dominado NSAG-III y las restricciones presentadas ( $A_p = 0.0505$ ,  $A_w = 0.1$ ,  $R_a \leq 1.8$ ), la combinación de los pesos ( $W_1=0.5$ ,  $W_2=0.5$ ,  $W_3=0.5$ ,  $W_3=0$ ); en la función objetivo se puede minimizar la relación entre los valores numéricos subjetivos y la normalización de estos, con la ecuación 9:

$$COF(V_s, V_w, Doc, L) = W_1 \frac{CT}{CT} - W_2 \frac{WRP}{WRP} + W_3 \frac{R_a}{WRP} \quad (19)$$

La optimización de las funciones objetivo se realiza con el algoritmo de clasificación genética no denominado NSAG-III, que nos permite obtener un mejor rendimiento analizando tres funciones para los resultados buscados para el proceso de molienda. Para el análisis partimos de una población de 92 datos. Los datos numéricos de entrada se muestran en la Tabla 1 y los valores límite definidos para este trabajo se muestran en la Tabla 2.

**Tabla 1.**

Datos numéricos de entrada.

No.	Code	Value	No.	Code	Value
1	Mc	30 \$/h	17	Nt	12
2	P	1 pc	18	Ntd	2000 pc
3	Lw	300 mm	19	Cd	25.00 \$
4	Lc	25 mm	20	Cs	0.003 \$/mm <sup>3</sup>
5	fb	2 mm/pass	21	CT*	10 \$/pc
6	aw	0.1(r),0.055(f) mm	22	Rc	58
7	ap	0.0505, 0.0105(f) mm/pass	23	Ra*	1.8
8	Sp	2 pass	24	VOL	6.99%

9	De	355 mm	25	dg	0.3 mm
10	bs	25 mm	26	WRP*	20 mm <sup>3</sup> /minN
11	G	60	27	Km	100 Nmm
12	Sd	100 mm	28	Rem	1
13	Vr	254 mm/min	29	A0	0
14	t1	5 min	30	Ku	3.937 x 10 <sup>-7</sup> mm <sup>-1</sup>
15	tch	30 pc	31	Ka	0.0869
16	Nd	20			

**Tabla 2.**

Valores límites de las variables del proceso.

Vs(m/min)	1.000-2.02
Vw(m/min)	10.0-22.7
Doc (mm)	0.01-0.14
L (mm/rev)	0.01-0.14

## RESULTADOS Y DISCUSION

La Tabla 3 muestra los resultados de convergencia del frente de Pareto al alcanzar 40 variantes, cuando se utilizan los algoritmos NSAG-III. El análisis de los tres objetivos utilizados (CT, WRP, T<sub>AVE</sub>) y la distribución de la dispersión de los puntos del frente de población se representa en la Figura. 1.

**Tabla 3.**

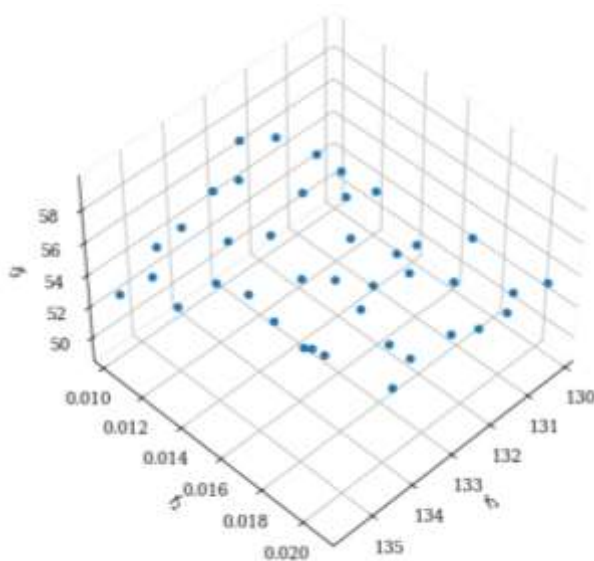
Resultados de convergencia para frente de pareto.

Idx	f1=ct	f2=WRP	f3=Tave	Vs	Vw	Doc	COF	Ra	Tave(0.72)
1	13.49	10.5	0.545	1.3	10	0.127	0.411	0.508	0.646
2	13.59	10.3	0.528	1	10	0.101	0.413	0.497	0.631
3	13.29	14	0.525	1.9	10	0.132	0.405	0.494	0.629
4	13.39	13	0.520	1.5	10	0.115	0.407	0.491	0.625
5	13.18	18	0.528	3.2	20	0.176	0.401	0.496	0.631
6	13.38	15.8	0.500	1.7	20	0.101	0.407	0.477	0.607
7	13.39	11.9	0.542	1.6	10	0.140	0.413	0.506	0.644
8	13.08	20.7	0.535	4.5	20	0.223	0.398	0.501	0.638
9	13.38	11.5	0.591	2.2	10	0.218	0.408	0.539	0.685
10	13.09	19.8	0.528	3.8	20	0.194	0.398	0.496	0.631
11	13.28	18.1	0.500	2.3	20	0.116	0.404	0.478	0.607
12	13.09	19.9	0.520	3.5	20	0.175	0.398	0.491	0.624
13	13.39	14	0.510	1.6	10	0.106	0.407	0.485	0.616
14	13.19	14.2	0.561	2.7	10	0.205	0.402	0.519	0.659
15	13.18	16.5	0.541	3.1	20	0.191	0.401	0.505	0.642
16	13.18	19.4	0.512	3.1	20	0.152	0.401	0.486	0.618
17	13.19	18.7	0.509	2.7	20	0.139	0.401	0.484	0.615

18	13.28	13.3	0.584	2.8	10	0.227	0.405	0.534	0.679
19	13.49	10.7	0.532	1.2	10	0.111	0.411	0.500	0.635
20	13.38	15.2	0.502	1.6	20	0.100	0.407	0.479	0.609
21	13.19	15	0.564	3.1	10	0.223	0.402	0.521	0.662
22	13.38	12.7	0.543	1.9	10	0.152	0.407	0.507	0.645
23	13.48	10.8	0.552	1.4	10	0.141	0.410	0.512	0.652
24	13.49	11.6	0.519	1.2	10	0.101	0.410	0.490	0.623
25	13.29	18.2	0.492	2	20	0.100	0.404	0.472	0.600
26	13.48	12.1	0.526	1.4	10	0.115	0.410	0.495	0.629
27	13.28	15.9	0.523	2.3	20	0.146	0.404	0.493	0.627
28	13.38	15.4	0.502	1.7	20	0.101	0.407	0.479	0.608
29	13.19	13.9	0.573	2.9	10	0.227	0.402	0.527	0.670
30	13.28	15.9	0.514	2.1	20	0.129	0.404	0.487	0.619
31	13.29	12.3	0.593	2.5	10	0.227	0.405	0.540	0.686
32	13.19	16.7	0.529	2.7	20	0.166	0.401	0.497	0.632
33	13.28	17.3	0.504	2.2	20	0.118	0.404	0.480	0.610
34	13.38	11.6	0.571	2	10	0.185	0.407	0.525	0.668
35	13.28	14.8	0.524	2.1	10	0.139	0.404	0.494	0.628
36	13.09	18	0.548	3.9	20	0.225	0.399	0.510	0.648
37	13.28	14.7	0.542	2.4	10	0.172	0.404	0.506	0.643
38	13.39	11.1	0.567	1.7	10	0.170	0.408	0.523	0.664
39	13.19	16.1	0.536	2.8	20	0.176	0.401	0.502	0.639
40	13.28	13.1	0.563	2.3	10	0.193	0.405	0.520	0.661

**Figura. 1.**

Resultados de convergencia del Pareto de los tres objetivos utilizados (CT, WRP,  $T_{AVE}$ ).



Utilizando la ecuación (19), se minimiza la relación entre los valores numéricos subjetivos y la normalización de los mismos. Este valor está representado por el parámetro COF, que aparece en la



tabla 3. El costo de producción en el rango de  $CT = 13.0$  \$/pc, que permite realizar el proceso de rectificado con mejor acabado superficial  $0.254 < TAVE < 2.54$ , aplicando la ecuación (4), el valor de la  $0.47 < Ra < 0.53$ ; quedando dentro de los requerimientos mínimos establecidos al principio de la investigación, y que nos lleva a los mejores volúmenes de producción  $10 < WRP < 20$ . Esto permite identificar las operaciones críticas en el proceso productivo, e identificar las mejores alternativas; para de esta manera aprovechar los materiales y lograr la calidad requerida en el acabado de las piezas. El resultado de la optimización en relación a las variables subjetivas del modelo analizado en el proceso de rectificado y teniendo en cuenta la complejidad y dificultad de optimización para cada uno de los parámetros, mostró que la función objetivo combinada COF establece los valores en  $0,398 < COF < 0,413$ . Se aprecia que tiene un nivel de importancia, pero con una pequeña diferencia de aproximación; considerando como variables de optimización para este estudio: velocidad de la muela abrasiva (Vs), la velocidad de la pieza (Vw), la profundidad de mecanizado (Doc) y el avance en profundidad (L). Para evaluar el desempeño del algoritmo NSGA-III sobre la rugosidad superficial del proceso de rectificado, para un mismo criterio, se comparan los resultados de esta investigación con los obtenidos aplicando otros métodos de análisis: Algoritmos Genéticos (GA) y Optimización por Enjambre de Partículas (PSO) (Tabla 4).

**Tabla 4.**

Comparación del resultado de la optimización de la rugosidad en el proceso de rectificado.

Método/Parámetros	Vs	Vw	Doc	L	CT	WRP	Ra	COF
GA	1.998	11.3	0.101	0.065	7.1	21.68	1.79	-0.187
PSO	2.023	10	0.11	0.137	8.33	25.63	1.798	-0.224
NSGA-III	2.289	14.5	0.16	0.01	13.3	14.82	0.5	0.41

Se observa en los resultados mostrados de los métodos GA y PSO superan la restricción de  $WRP > 20$  mm<sup>3</sup>/min N. El TC obtenido en NSGA-III es un 87,3 % superior al de GA y un 59,7 % superior al de PSO. Se cumplen los requisitos de  $Ra \leq 1,8$  μm y los valores límite de Doc y L.

De los resultados de las comparaciones, se concluye que el método NSGA-III propuesto como análisis multiobjetivo en el proceso de rectificado, para el acabado superficial, se puede conseguir en un entorno afín, variando los valores de los criterios de los métodos GA y PSO vistos.

## CONCLUSIONES

Se demostró que el algoritmo de clasificación no dominado NSAG-III es una buena estrategia de optimización para plantas de producción, dadas las limitaciones en los valores recomendados de velocidad variable de la muela abrasiva (Vs), velocidad de la pieza de trabajo (Vw), profundidad de mecanizado (Doc) y avance en profundidad (L), durante el rectificado. Los valores óptimos se obtienen desarrollando un modelo de análisis multiobjetivo; se establecieron los objetivos seleccionados de mínimo coste de fabricación y acabado superficial y máxima productividad. Con base en los resultados obtenidos y las comparaciones, se concluye que, en la gestión del proceso de rectificado, el algoritmo propuesto es una solución favorable.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Fu, G., Kapelan, Z., Kasprzyk, J. R., & Reed, P. (2013). Optimal design of water distribution systems using many-objective visual analytics. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 139(6), 624-633. [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000311](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000311)
- Huang, Y., Duan, H.-F., Zhao, M., Zhang, Q., Zhao, H., & Zhang, K. (2017). Probabilistic analysis and evaluation of nodal demand effect on transient analysis in urban water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 143(8), 04017041. [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000797](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000797)
- Kahhal, P., Brooghani, S. Y. A., & Azodi, H. D. (2013). Multi-objective optimization of sheet metal forming die using FEA coupled with RSM. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 27(12), 3835-3842. <https://doi.org/10.1007/s12206-013-0927-8>
- Patil, S. S., & Bhalerao, Y. J. (2019). Application of NSGA-II for optimisation of cylindrical plunge grinding process parameters. *International Journal of Abrasive Technology*, 9(4), 319-329. <https://doi.org/10.1504/ijat.2019.106678>
- Sang, Y., & Tan, J. (2022). Intelligent factory many-objective distributed flexible job shop collaborative scheduling method. *Computers & Industrial Engineering*, 164, 107884. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107884>
- Xu, E. B., Yang, M. S., Li, Y., Gao, X. Q., Wang, Z. Y., & Ren, L. J. (2021). A multi-objective selective maintenance optimization method for series-parallel systems using NSGA-III and NSGA-II evolutionary algorithms. *Advances in Production Engineering & Management*, 16(3), 372-384. <https://doi.org/https://doi.org/10.14743/apem2021.3.407>
- Wang, Y., Chen, C., Tao, Y., Wen, Z., Chen, B., & Zhang, H. (2019). A many-objective optimization of industrial environmental management using NSGA-III: A case of China's iron and steel industry. *Applied Energy*, 242, 46-56. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.048>
- Wang, J., Tian, Y., Hu, X., Li, Y., Zhang, K., & Liu, Y. (2021). Predictive modelling and Pareto optimization for energy efficient grinding based on aANN-embedded NSGA II algorithm. *Journal of Cleaner Production*, 327, 129479. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.129479>
- Zhang G., Liu M., Li J., Ming W. , Shao X. & Huang Y. (2014). Multi-objetive optimization for surface grinding process using a hybrid particle sward optimization algorithm. *International Journal Advanced Manufacturing Technology*, 71, 1861-1872. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00170-013-5571-z>

Nomenclatura:

<b>Símbolo</b>	<b>Descripción</b>	<b>Símbolo</b>	<b>Descripción</b>
<b>Mc</b>	Costo por hora	<b>Nt</b>	Tamaño de la pieza
<b>P</b>	Número de piezas	<b>Ntd</b>	Numero total de piezas que pueden ser rectificadas durante la vida de cubierta
<b>Lw</b>	Longitud de la pieza	<b>Cd</b>	Costo de cubierta
<b>Lc</b>	Longitud limpia rectificada	<b>Cs</b>	Costo de la rueda por mm <sup>3</sup>
<b>fb</b>	Volumen de profundidad transversal	<b>CT*</b>	Límite de costo de la producción.
<b>aw</b>	Total grosor de corte	<b>Rc</b>	Dureza de la Pieza
<b>ap</b>	Avance profundidad de rectificado	<b>Ra*</b>	Límite del acabado de la pieza durante el rectificado
<b>Sp</b>	Número de pizcas en el rectificado	<b>VOL</b>	Porcentaje de adherencia a la rueda
<b>De</b>	Diámetro de la rueda	<b>dg</b>	Tamaño del grano
<b>bs</b>	Ancho de la rueda	<b>WRP*</b>	Límite de material removido de la pieza
<b>G</b>	Radio de rectificado	<b>Km</b>	Rigidez estática de la máquina herramienta
<b>Sd</b>	Distancia de la rueda parada	<b>Rem</b>	Características dinámicas de la máquina herramienta
<b>Vr</b>	Velocidad de la rueda parada	<b>A0</b>	Porcentaje inicial de desgaste
<b>t<sub>1</sub></b>	Tiempo de carga y descarga de la pieza	<b>Ku</b>	Constante de desgaste
<b>t<sub>ch</sub></b>	Tiempo de ajuste de la máquina herramienta	<b>Ka</b>	Constante dependiente de refrigeración y tipo de grano de la rueda.
<b>Nd</b>	Número total de piezas que pueden ser ground entre dos dressings	<b>Vs</b>	Velocidad de la rueda.
<b>Vw</b>	Velocidad de la pieza	<b>Doc</b>	Profundidad de corte
<b>L</b>	Avance	<b>Ra</b>	Rugosidad superficial