



TOMA DE DECISIÓN MEDIANTE LA TÉCNICA EL ANÁLISIS DIMENSIONAL CON EL ALGORITMO PSO



Conference Proceedings ICONIS – V 2021.
Sydney-Australia, Octubre 27-28, 2021. Pag. XX-XX

ISSN (Online): 2711-3310

**Dynhora Danheyda,
Ramírez-Ochoa***

*Universidad Autónoma
de ciudad Juárez (UACJ),
Chihuahua, Chihuahua,
México,
[al206592@alumnos.uacj.
mx](mailto:al206592@alumnos.uacj.mx)*

**Luis, Pérez-
Domínguez**

*UACJ. Chihuahua,
Chih., Mex.,
[luis.dominguez@uacj.
mx](mailto:luis.dominguez@uacj.mx)*

**Erwin,
Martínez-
Gómez**

*UACJ,
Chihuahua,
Chih., Mex.,
[emartine@uacj.
mx](mailto:emartine@uacj.mx)*

**Maria-Cruz,
Villa-Uriol**

*Universidad de
Sheffield, Sheffield,
South Yorkshire,
Inglaterra, [m.villa-
uriol@sheffield.ac.
uk](mailto:m.villa-
uriol@sheffield.ac.uk)*

Resumen:

El aumento de información disponible para la toma de decisiones ha llevado a grandes cambios en la industria, por tal motivo, se requiere de análisis inteligentes óptimos que no se basen en la intuición. Es por ello que se propone la integración del algoritmo de enjambre de partículas (PSO) y el análisis dimensional (AD) en un ambiente multi-criterio, para lograr una mayor precisión en la toma de decisiones, validando la propuesta con un caso numérico.

Palabras clave:

PSO, AD, toma de decisiones

1 INTRODUCCIÓN

El tomador de decisiones compara alternativas con múltiples criterios para proporcionar la mejor opción (Tan et al., 2021). Lo que ha generado el uso de los métodos de toma de decisiones multicriterio (MCDM) con técnicas como

el Análisis Dimensional (AD) que compara alternativas en situaciones de incertidumbre y evita soluciones intuitivas (Pérez Domínguez et al., 2015; Rousseau, 2018; Zhou & Chen, 2020). Además, el uso del algoritmo PSO como método de optimización, permite basar el análisis en la inteligencia de la población del enjambre (Hussain et al., 2019; Tzanetos & Dounias, 2021). Debido a la complejidad de la evaluación de alternativas con criterios inciertos para la toma de decisiones, se propone el uso del método AD-PSO para encontrar soluciones más informadas y adecuadas en un ambiente multi-criterio.

* Citation: Ramírez-Ochoa Dynhora, Pérez-Domínguez Luis, Martínez-Gómez Erwin, and Villa-Uriol Maria-Cruz (2021). "Toma de decisión mediante la técnica el Análisis Dimensional con el algoritmo PSO" *Conference Proceedings of the International Congress on Innovation and Sustainable*, Sydney-Australia, October 27-28, 2021, p.p. XX-XX.

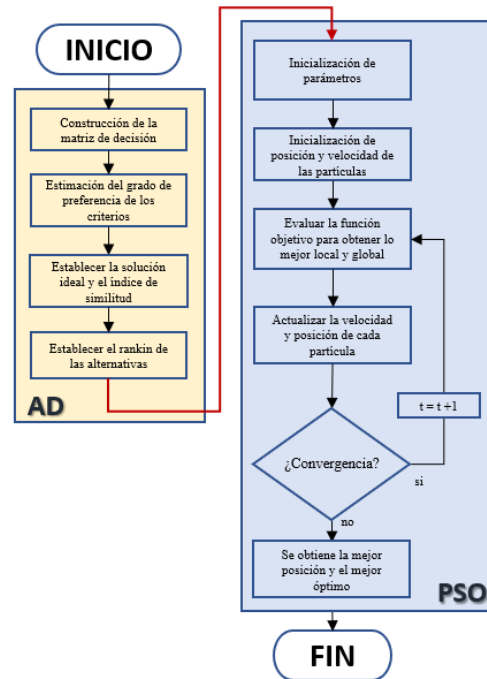
2 MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL

El análisis dimensional (AD) es un método multi-criterio para la toma de decisiones que simplifica los problemas por medio de la homogeneidad dimensional, partiendo de que existe una alternativa mejor a todas las demás (D'Amico et al., 2020; García Alcaraz et al., 2013). Evalúa cada alternativa con respecto a una solución ideal, para determinar un índice de similitud (Pérez-Dominguez et al., 2018; Silva et al., 2019). El método AD se ha implementado en diferentes sectores para planificar, controlar, diagnosticar y monitorear (D'Amico et al., 2020).

El algoritmo PSO (optimización de enjambre de partículas) es un modelo matemático metaheurísticos que se basa en la inteligencia grupal de aves y banco de peces, para encontrar la mejor ubicación durante la depredación y búsqueda de alimento (Dziwinski & Bartczuk, 2020; Paz et al., 2020). PSO ha resuelto problemas complejos, debido a los pocos parámetros de control que se solicitan y a la rápida convergencia del problema (Tong et al., 2018; Zhen et al., 2020). Este algoritmo ha demostrado ser eficiente desde su forma clásica, lo que ha llevado a investigadores a realizar actualizaciones y crear algoritmos híbridos para aumentar la eficiencia de los resultados (Yifei et al., 2018).

3 METODOLOGÍA

El método propuesto contempla diez pasos. Comenzando con la construcción de la matriz de decisión y la estimación del grado de preferencia de los criterios. Para continuar con el establecimiento de la solución ideal y el índice de similitud.



Luego establece los factores de aprendizaje por medio del ranking de las alternativas. Seguido de la inicialización de los parámetros de control y la definición de la posición-velocidad de la primera partícula. Siguiendo con la evaluación de la función objetivo para obtener el mejor local y global. Prosiguiendo con la actualización de la velocidad y la posición de cada partícula. Continuando con la evaluación de la convergencia de los datos. Para finalizar con la obtención de la mejor posición y el mejor óptimo.

4 RESULTADOS

Para validar la precisión en la toma de decisiones se desarrolla un caso numérico para disminuir los defectos que se producen en la inyección de plástico.

Paso 1. Construcción de la matriz de decisión

La matriz considera las alternativas en los renglones y las columnas corresponden a los criterios:

[0.048, 0.047, 0.070, 0.087, 0.190]
 [0.053, 0.052, 0.066, 0.081, 0.058]
 [0.057, 0.057, 0.066, 0.076, 0.022]
 [0.062, 0.062, 0.063, 0.058, 0.007]
 [0.066, 0.066, 0.070, 0.085, 0.004]
 [0.070, 0.071, 0.066, 0.058, 0.003]
 [0.075, 0.075, 0.066, 0.047, 0.002]
 [0.079, 0.079, 0.066, 0.035, 0.002]
 [0.083, 0.083, 0.066, 0.051, 0.000]

Paso 2. Estimar el grado de preferencia de los criterios

$w = [0.100, 0.130, 0.120, 0.100, 0.100, 0.110, 0.110, 0.120, 0.110]$

Paso 3. Establecer la solución ideal (S)

$S = [0.066, 0.066, 0.067, 0.064, 0.032]$

Paso 4. Determinar el índice de similitud (IS)

[0.969, 0.967, 1.004, 1.031, 1.195]
 [0.972, 0.970, 0.998, 1.031, 1.080]
 [0.983, 0.983, 0.998, 1.021, 0.956]
 [0.994, 0.994, 0.994, 0.990, 0.859]
 [1.000, 1.000, 1.004, 1.029, 0.812]
 [1.007, 1.008, 0.998, 0.989, 0.771]
 [1.014, 1.014, 0.998, 0.967, 0.736]
 [1.022, 1.022, 0.998, 0.930, 0.716]
 [1.026, 1.026, 0.998, 0.975, 0.000]

Paso 5. Establecer la solución ideal (S)

$\text{Producto sucesivo} = [0.990, 0.985, 0.982, 0.959, 0.000]$

Paso 6. Inicialización de parámetros de control.

$\text{Cantidad de partículas} = 5 \quad w = 0.3$
 $c1 = 0.5 \quad c2 = 0.5$
 $r1 = [0.066, 0.066, 0.067, 0.064, 0.032]$
 $r2 = [0.990, 0.985, 0.982, 0.959, 0.000]$

$\text{Función Objetivo: } Ri = (t^{-i}) / (t^{+i} + t^{-i}), i = 1, \dots, m$
¿Cuántas iteraciones deseas hacer?: 50

Paso 7. Inicialización de posición y velocidad de las partículas

Iteración #1
 $V = [0.490, 0.485, 0.482, 0.459, -0.500]$
 $CP = [-4.340, -4.340, -4.330, -4.360, -4.680]$

Paso 8. Evaluar la función objetivo para obtener el mejor local y global.

$CF = [0.938, 0.937, 0.936, 0.937, 0.000]$

Paso 9. Actualizar la velocidad y posición de cada partícula.

$LBP = [-4.340, -4.340, -4.330, -4.360, -4.680]$
 $LBF = [0.938, 0.937, 0.936, 0.937, 0.000]$

Paso 10. Obtener la mejor posición (GBP) y el mejor óptimo (GBF).

$GBF = [0.938]$
 $GBP = [-4.34]$

Los pasos 8, 9 y 10 se repiten hasta llevar al número de iteraciones que se elige. hasta completarlo.

$\text{Mejor posición} = 0.938$
 $\text{Mejor óptimo} = -4.321$

Se realizan otras pruebas con diferentes cantidades de iteraciones, las cuales se muestran en la siguiente tabla:

No. de iteración	GBP	GBF
25	-4.269	0.938
50	-4.321	0.938
75	-4.334	0.938
100	-4.334	0.938
125	-4.334	0.938
150	-4.334	0.938

175	-4.334	0.938
200	-4.334	0.938

5 CONCLUSIONES

Este trabajo presenta una hibridación con análisis dimensional (AD) y el algoritmo de enjambre de partículas (PSO), demostrando con el caso numérico la aplicación en problemas de inyección de plásticos.

En futuros proyectos, los autores pretenden aplicar el método en otras áreas como lo es la selección de personal, asignación de trabajo, selección de proveedores, en las que se consideren múltiples criterios y alternativas.

6 REFERENCIAS

- D'Amico, A., Ciulla, G., Tupenaite, L., & Kaklauskas, A. (2020). Multiple criteria assessment of methods for forecasting building thermal energy demand. *Energy and Buildings*, 224, 110220. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110220>
- Dziwinski, P., & Bartczuk, L. (2020). A New Hybrid Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm Method Controlled by Fuzzy Logic. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28(6), 1140–1154. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2019.2957263>
- García Alcaraz, J. L., Alvarado Iniesta, A., & Maldonado Macías, A. A. (2013). Selección de proveedores basada en análisis dimensional. *Contaduría y Administración*, 58(3), 249–278. [https://doi.org/10.1016/S0186-1042\(13\)71229-4](https://doi.org/10.1016/S0186-1042(13)71229-4)
- Hussain, K., Mohd Salleh, M. N., Cheng, S., & Shi, Y. (2019). Metaheuristic research: a comprehensive survey. *Artificial Intelligence Review*, 52(4), 2191–2233. <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9605-z>
- Paz, F.-P., Leguizamón, G., & Mezura-Montes, E. (2020). Particle Swarm Optimization with Adaptive Inertia Weight using Fuzzy Logic for Large-Scale Problems. *XXVI Congreso Argentino de Ciencias de La Computación - CACIC 2020*, 66–76. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/113243>
- Pérez-Domínguez, L., Alvarado iniesta, A., García-Alzaraz, J. L., & Valles-Rosales, D. J. (2018). Intuitionistic fuzzy dimensional analysis for multi-criteria decision making. *Iranian Journal of Fuzzy Systems*, 15. No 6, 17–40. <http://cathi.uacj.mx/handle/20.500.11961/4547>
- Pérez Domínguez, L. A., Alvarado Iniesta, A., García Alcaraz, J. L., Delia, D., & Rosales, J. V. (2015). *Análisis Dimensional Difuso Intuicionista para la Selección de Personal*.
- Rousseau, D. M. (2018). Making evidence-based organizational decisions in an uncertain world. *Organizational Dynamics*, 47(3), 135–146. <https://doi.org/10.1016/j.orgdyn.2018.05.001>
- Silva, A. J. V., Domínguez, L. A. P., Gómez, E. M., Alvarado-Iniesta, A., & Olgúin, I. J. C. P. (2019). Dimensional Analysis under Pythagorean Fuzzy Approach for Supplier Selection. *Symmetry* 2019, Vol. 11, Page 336, 11(3), 336. <https://doi.org/10.3390/SYM11030336>
- Tan, T., Mills, G., Papadonikolaki, E., & Liu, Z. (2021). Combining multi-criteria decision making (MCDM) methods with building information modelling (BIM): A review. *Automation in Construction*, 121, 103451. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103451>
- Tong, L., Li, X., Hu, J., & Ren, L. (2018). A PSO Optimization Scale-Transformation Stochastic-Resonance Algorithm With Stability Mutation Operator. *IEEE Access*, 6, 1167–1176. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2778022>
- Tzaneetos, A., & Dounias, G. (2021). Nature inspired optimization algorithms or simply variations of metaheuristics? *Artificial Intelligence Review*, 54(3), 1841–1862. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09893-8>
- Yifei, T., Meng, Z., Jingwei, L., Dongbo, L., & Yulin, W. (2018). Research on Intelligent Welding Robot Path Optimization Based on GA and PSO Algorithms. *IEEE Access*, 6, 65397–65404. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2878615>
- Zhen, L., Liu, Y., Dongsheng, W., & Wei, Z. (2020).

Toma de decisión mediante la técnica el Análisis Dimensional con el algoritmo PSO

Parameter Estimation of Software Reliability Model and Prediction Based on Hybrid Wolf Pack Algorithm and Particle Swarm Optimization. *IEEE Access*, 8, 29354–29369. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2972826>

Zhou, F., & Chen, T.-Y. (2020). An Integrated Multicriteria Group Decision-Making Approach for Green Supplier Selection Under Pythagorean Fuzzy Scenarios. *IEEE Access*, 8, 165216–165231. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3022377>