Avance del Libro

Eder Luna O.

Enero 2025

1 Optimización Multiobjetivo para la Toma de Decisiones en Políticas Públicas

Introducción

"Los conceptos y principios básicos de los métodos de optimización multiobjetivo (MO) y los enfoques de toma de decisiones de múltiples criterios (MCDM) serán el área de enfoque de este capítulo. Estos métodos permiten a los responsables de tomar decisiones considerar múltiples objetivos en situaciones donde los intereses pueden estar en conflicto, ayudando a encontrar soluciones que ofrezcan un equilibrio entre diversas alternativas. La aplicación de estos métodos se extiende a áreas como la asignación de recursos, el diseño de políticas públicas y la evaluación de programas sociales, donde es crucial tomar en cuenta varios criterios simultáneamente" (Sengupta, Gupta, y Dutta, 2016).

"La optimización multiobjetivo en políticas públicas permite a los responsables diseñar soluciones que equilibran múltiples objetivos que a menudo están en tensión, como eficiencia y equidad. Esta capacidad de modelar y visualizar las compensaciones es esencial para la toma de decisiones informada, especialmente cuando las partes interesadas no poseen un dominio técnico en análisis avanzado" (Papalexopoulos, 2022).

Esto destaca cómo los métodos de optimización multiobjetivo ayudan a navegar los complejos dilemas de diseño de políticas públicas, facilitando la comprensión de los compromisos y permitiendo que las partes interesadas participen de manera efectiva en la formulación de políticas. En contextos como la asignación de recursos en sectores como la educación y la salud, la optimización multiobjetivo no solo mejora la eficiencia de las políticas, sino que también asegura que las decisiones sean inclusivas y justas.

1.1 Optimalidad de Pareto y Compensaciones Multiobjetivo

La Optimalidad de Pareto es un principio clave en la optimización multiobjetivo que describe una situación en la que no es posible mejorar un objetivo

sin empeorar al menos otro. En términos simples, una solución es *óptima* de Pareto si no es dominada por ninguna otra solución. Esto significa que cualquier cambio en los valores de los objetivos implicaría necesariamente una compensación.

En el contexto de la gestión ambiental, como se describe en el artículo de Kennedy et al. (2008), la Optimalidad de Pareto se utiliza para abordar problemas con múltiples objetivos en conflicto, ofreciendo un enfoque que permite explorar las compensaciones entre diferentes objetivos de manera explícita. Los autores destacan que "el procedimiento de optimización multiobjetivo presentado aproxima la frontera de Pareto no dominada, permitiendo a los responsables de las decisiones visualizar las compensaciones entre los objetivos sin el uso de ponderaciones" (Kennedy et al., 2008). Este enfoque es particularmente útil para gestionar problemas complejos que involucran múltiples partes interesadas con prioridades divergentes.

Un ejemplo práctico citado en el artículo es el diseño de estrategias de gestión forestal para minimizar los impactos del fuego, proteger el hábitat de especies en peligro y preservar reservas forestales. Este estudio demuestra cómo la frontera de Pareto puede proporcionar a los responsables de la toma de decisiones un conjunto de soluciones que estiman las compensaciones entre múltiples objetivos, fomentando decisiones más informadas y consensuadas.

1.2 Compensaciones Multiobjetivo

Las compensaciones multiobjetivo son un concepto clave en la toma de decisiones cuando se enfrentan múltiples objetivos que pueden entrar en conflicto. Estas compensaciones surgen cuando mejorar un objetivo implica necesariamente perjudicar otro, lo que obliga a los tomadores de decisiones a priorizar entre ellos. Este tipo de análisis es fundamental en áreas como la gestión ambiental, las políticas públicas y la asignación de recursos, donde se deben equilibrar intereses diversos y frecuentemente contrapuestos.

En el contexto de la gestión de tierras con múltiples objetivos, Bradford y D'Amato (2012) destacan que, a medida que los objetivos de gestión y conservación de los recursos naturales se han diversificado, se vuelve esencial evaluar las consecuencias de diferentes opciones de manejo. Los autores proponen un enfoque que permite cuantificar las consecuencias de dichas opciones en términos de beneficios y compensaciones entre objetivos. "Los beneficios positivos resultantes de algunas opciones de gestión a menudo se asocian con grandes compensaciones entre objetivos individuales" (Bradford

y D'Amato, 2012). Este análisis cuantitativo ayuda a los gestores y responsables de políticas a comprender los compromisos necesarios y a tomar decisiones informadas que equilibren intereses diversos.

Por ejemplo, el estudio aborda un caso práctico de gestión forestal a largo plazo, donde se identificaron compromisos significativos entre el ciclo del carbono y la complejidad ecológica. Este tipo de compensaciones es común en sistemas ambientales donde los beneficios para un aspecto del ecosistema (como el secuestro de carbono) pueden requerir sacrificios en otros (como la biodiversidad).

1.3 Métodos de Suma Ponderada y ε -Restricción

1.3.1 Modelo de Suma Ponderada (WSM)

El Modelo de Suma Ponderada (Weighted Sum Model, WSM) es una técnica comúnmente utilizada en la toma de decisiones multicriterio (MCDM, por sus siglas en inglés) que permite combinar varios criterios de decisión en un único valor agregado. Este modelo es particularmente útil cuando los tomadores de decisiones se enfrentan a múltiples objetivos que pueden ser conflictivos entre sí, y necesitan una forma de evaluar alternativas que considere la importancia relativa de cada objetivo.

Definición: El WSM se basa en la agregación de criterios utilizando ponderaciones asignadas a cada criterio según su importancia relativa. En este modelo, cada alternativa se evalúa en función de todos los criterios, y cada puntuación de criterio se multiplica por una ponderación predefinida. Luego, los resultados ponderados se suman para obtener una puntuación final para cada alternativa.

La fórmula general del modelo de suma ponderada es la siguiente:

$$S_j = \sum_{i=1}^n w_i x_{ij}$$

donde:

- S_j es la puntuación global de la alternativa j,
- w_i es la ponderación del criterio i,
- x_{ij} es la puntuación de la alternativa j para el criterio i,

• n es el número total de criterios.

Aplicación en la toma de decisiones: El WSM es especialmente útil en situaciones donde:

- 1. Múltiples criterios deben ser considerados al evaluar alternativas.
- 2. Los criterios pueden ser conflictivos entre sí (por ejemplo, costo versus calidad).
- 3. Se puede asignar una ponderación para reflejar la importancia relativa de cada criterio.

Este modelo se utiliza en diversos campos, como la gestión de proyectos, la planificación urbana, la evaluación de inversiones y la gestión ambiental, entre otros.

Ejemplo de Aplicación: Un ejemplo claro de aplicación del Modelo de Suma Ponderada es el estudio realizado en Popayán, Colombia, para la mejora de las calles de la ciudad. En este caso, se utilizó el WSM para evaluar qué tan cerca estaban los segmentos de calles de cumplir con los estándares de calidad y funcionalidad. El estudio consideró criterios como seguridad, sostenibilidad y accesibilidad, a los cuales se les asignó una ponderación específica según su importancia. Posteriormente, se evaluaron las alternativas de mejora, sumando las puntuaciones ponderadas para determinar las mejores opciones (Albán-Pérez et al., 2023).

Ventajas del Modelo de Suma Ponderada:

- Simplicidad y Facilidad de Uso: Es fácil de aplicar y entender, lo que lo hace accesible incluso para tomadores de decisiones sin formación técnica avanzada.
- Flexibilidad: Puede ser utilizado con cualquier número de criterios y en una amplia variedad de contextos.
- Transparencia: Las decisiones tomadas utilizando WSM son fácilmente explicables, ya que se basan en una suma de componentes con lógica clara.

• Facilidad para Incorporar Juicios Expertos: Las ponderaciones pueden ser ajustadas por expertos para reflejar prioridades o valores específicos.

Desventajas:

- Subjetividad en la Asignación de Ponderaciones: Las ponderaciones pueden ser arbitrarias o subjetivas, lo que puede llevar a decisiones sesgadas si no se manejan cuidadosamente.
- No Captura la Relación entre Criterios: El WSM asume que los criterios son independientes entre sí, lo que no siempre es cierto.
- No es Adecuado para Problemas No Lineales: En algunos casos, la relación entre los criterios y las alternativas no es lineal, lo que reduce la efectividad del modelo.

1.3.2 Método de ε -Restricción

El método de ε -Restricción es una técnica ampliamente utilizada en la optimización multiobjetivo para resolver problemas en los que se busca optimizar múltiples objetivos que pueden ser conflictivos entre sí. Esta metodología transforma un problema de optimización multiobjetivo en una serie de problemas de optimización de un solo objetivo, lo que facilita encontrar el conjunto de soluciones de Pareto.

Definición: En este método, uno de los objetivos se convierte en la función objetivo principal, mientras que los demás se manejan como restricciones. Estas restricciones se imponen con un parámetro ε que define el umbral máximo de tolerancia para cada uno de los otros objetivos. Al variar el valor de ε , se generan diferentes soluciones, que representan puntos sobre el frente de Pareto.

El frente de Pareto, en este contexto, es el conjunto de soluciones no dominadas, es decir, aquellas soluciones que no pueden ser mejoradas en un objetivo sin empeorar otro.

Características del Método de ε -Restricción:

- Simplicidad: Es relativamente sencillo de implementar, ya que convierte un problema de optimización multiobjetivo en varios problemas de optimización unidimensionales.
- Flexibilidad: Permite a los tomadores de decisiones ajustar el parámetro ε según las preferencias de los objetivos, explorando soluciones que equilibran los diferentes objetivos en diversos grados.
- Generación de Soluciones Pareto Óptimas: Al variar ε , se obtiene un conjunto de soluciones que forman el frente de Pareto, permitiendo evaluar las compensaciones entre los objetivos.
- Limitaciones: La selección adecuada de los valores de ε es crucial. Valores mal definidos pueden resultar en soluciones que no representan el verdadero frente de Pareto o incluso en la imposibilidad de encontrar soluciones viables.

Aplicaciones del Método: El método de ε -Restricción es útil en campos como la ingeniería, la planificación urbana, la gestión de recursos naturales y la política pública. En estos campos, se utiliza para tomar decisiones informadas que involucren la optimización simultánea de varios criterios.

Como se señala en un estudio reciente, el método de ε -Restricción permite a los tomadores de decisiones buscar un punto de Pareto específico mediante la selección adecuada de los valores de ε . Esto facilita la reducción del espacio de búsqueda y mejora la eficiencia del proceso de optimización (Pirouz y Khorram, 2023).

1.4 Algoritmos Evolutivos para Problemas Multiobjetivo

Definición: Los algoritmos evolutivos son técnicas de optimización basadas en principios inspirados en la selección natural y la genética, que forman parte de la familia de los algoritmos de búsqueda estocástica. Estas técnicas son ampliamente utilizadas para resolver problemas complejos donde existen múltiples objetivos en conflicto.

En el contexto de problemas multiobjetivo, los algoritmos evolutivos tienen la capacidad de generar un conjunto de soluciones que representan las mejores alternativas disponibles según las compensaciones entre diferentes objetivos. Este conjunto de soluciones conforma lo que se conoce como la **frontera de Pareto**.

Según Coello, Lamont y Van Veldhuizen (2007), los algoritmos evolutivos para problemas multiobjetivo buscan aproximar la frontera de Pareto utilizando una población de soluciones que evolucionan mediante operaciones como selección, cruza y mutación. En lugar de optimizar un único objetivo, estos algoritmos generan un conjunto de soluciones que equilibran varios objetivos en conflicto, permitiendo a los tomadores de decisiones explorar alternativas no dominadas entre sí.

Funcionamiento General: A través de un proceso evolutivo simulado, los algoritmos evolutivos iteran sobre múltiples generaciones de soluciones, mejorando gradualmente la calidad de estas. Este enfoque permite explorar grandes espacios de búsqueda, evitar quedar atrapados en óptimos locales y encontrar soluciones globales de alta calidad, incluso cuando las relaciones entre los objetivos son no lineales o complejas.

1.4.1 Beneficios de los Algoritmos Evolutivos para Problemas Multiobjetivo

- 1. Manejo de problemas complejos: Son ideales para problemas de optimización multiobjetivo, especialmente cuando los objetivos tienen interacciones complejas o no se pueden definir de manera sencilla.
- 2. Generación de un conjunto de soluciones: A diferencia de los enfoques tradicionales que buscan una sola solución, los algoritmos evolutivos producen un conjunto de soluciones eficientes. Esto permite a los tomadores de decisiones visualizar las compensaciones entre diferentes objetivos.
- 3. Flexibilidad y adaptabilidad: Son adaptables a una amplia gama de problemas, con diferentes tipos de restricciones y objetivos.
- 4. Paralelización eficiente: Estos algoritmos pueden ser paralelizados de manera efectiva, mejorando su rendimiento computacional, especialmente en problemas con muchas variables.

5. Evitar óptimos locales: Gracias a su naturaleza estocástica, los algoritmos evolutivos son capaces de explorar mejor el espacio de soluciones y evitan quedar atrapados en óptimos locales.

1.4.2 Desventajas de los Algoritmos Evolutivos para Problemas Multiobjetivo

- 1. Alto costo computacional: Requieren numerosas evaluaciones de la función objetivo, lo que puede ser costoso, especialmente en problemas con funciones complejas.
- 2. Convergencia lenta: La convergencia hacia una solución óptima puede ser lenta debido a la evaluación de múltiples generaciones de soluciones.
- 3. Selección de parámetros: La elección de parámetros adecuados, como el tamaño de la población y las tasas de mutación, es crucial para el rendimiento del algoritmo.
- 4. No garantiza la solución global óptima: Aunque los algoritmos evolutivos evitan quedar atrapados en óptimos locales, no garantizan la obtención de la mejor solución global.
- 5. Dependencia de la función objetivo: El rendimiento puede verse afectado si las funciones objetivo son ruidosas o difíciles de evaluar.

1.5 Equilibrio de Compensaciones Políticas en Programas Sociales Peruanos

El Programa **Pensión 65** es una iniciativa del gobierno peruano que busca mejorar las condiciones de vida de los adultos mayores en situación de pobreza extrema, garantizando una pensión mensual. Este programa enfrenta varios desafíos relacionados con el balanceo de recursos limitados y la necesidad de cubrir equitativamente las diferentes regiones y poblaciones del país.

Objetivo: Evaluar cómo se gestionan las compensaciones entre la cobertura del programa, la distribución regional y los recursos disponibles.

1.5.1 Datos Disponibles

De acuerdo con los datos bimestrales del Programa Pensión 65 (2024), obtenidos de la plataforma *Datos Abiertos del Gobierno de Perú* (https://www.datosabiertos.gob.pe), se dispone de las siguientes variables:

- PERIODO: Meses en los que se registra la información de los beneficiarios.
- DNI: Identificación única del beneficiario.
- PRIMER_APELLIDO, SEGUNDO_APELLIDO, NOMBRES: Identificación personal de cada beneficiario.
- CODIGO_UBIGEO: Código que indica la ubicación geográfica (departamento, provincia, distrito).
- **DEPARTAMENTO:** Región geográfica donde reside el beneficiario.
- TIPO_USUARIO: Clasificación del tipo de beneficiario (por ejemplo, "regular").
- LUGAR AGENCIA: Lugar donde se realiza la atención o el pago.

Según los datos de la Relación Bimestral de Usuarios del Programa Pensión 65 (SEP-OCT 2024), la cantidad total de beneficiarios registrados es de 82,435.

1.5.2 Análisis

Con estos datos, es posible realizar un análisis detallado del equilibrio de compensaciones en el programa **Pensión 65**. A continuación, se presentan dos áreas principales de análisis:

1. Cobertura Geográfica: Evaluar si el programa tiene una distribución equitativa de beneficiarios entre los departamentos del Perú. Esto puede lograrse calculando el número de beneficiarios por región y comparándolo con indicadores socioeconómicos, como el índice de pobreza de cada región. Por ejemplo, se puede determinar cuántos beneficiarios hay en cada departamento utilizando herramientas como Excel o software estadístico (por ejemplo, con la función COUNTIF en Excel). Esto permitiría identificar posibles disparidades en la cobertura regional.

2. **Distribución de Recursos:** Analizar si las pensiones se distribuyen de manera equitativa o si existen compensaciones políticas para priorizar las zonas más necesitadas, como las áreas rurales o de difícil acceso. Este enfoque busca identificar si el gobierno asigna mayores recursos a las regiones con mayor índice de pobreza, lo que podría generar conflictos con el presupuesto disponible.

1.5.3 Ejemplo Práctico

Si se dispone de los datos detallados del programa, se puede construir una tabla que muestre la cantidad de beneficiarios por departamento. Esto permite evaluar si la distribución de los beneficiarios está balanceada entre las regiones más pobres y aquellas con mayor cobertura de servicios sociales.

- Por ejemplo, si en el departamento de Amazonas (identificado por un código UBIGEO específico) hay 1,000 beneficiarios, se puede comparar este dato con los departamentos de Lima o Cusco. Si Amazonas tiene un índice de pobreza más alto, pero una proporción significativamente menor de beneficiarios, esto podría indicar una distribución desigual de los recursos.
- Una visualización de estas comparaciones puede realizarse a través de gráficos de barras o mapas temáticos que ilustren la cobertura regional en función del número de beneficiarios.

References

- [1] Sengupta, R. N., Gupta, A., & Dutta, J. (Eds.). (2016). Decision Sciences: Theory and Practice (1st ed.). CRC Press. https://doi.org/10.1201/9781315183176
- [2] Papalexopoulos, T. P. (2022). *Multi-Objective Optimization for Public Policy* (Doctoral dissertation). Massachusetts Institute of Technology. https://hdl.handle.net/1721.1/144994
- [3] Kennedy, M. C., Ford, E. D., Singleton, P., Finney, M., & Agee, J. K. (2008). Informed multi-objective decision-making in environmental management using Pareto optimality. *Journal of Applied Ecology*, 45(1), 181–192. http://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2007.01367.x

- [4] Bradford, J. B., & D'Amato, A. W. (2012). Reconocimiento de las compensaciones en la gestión de tierras con múltiples objetivos. Frontiers in Ecology and the Environment, 10(4), 210-216. http://doi.org/10.1890/110031
- [5] Albán-Pérez, C. A., Serrano-Guzmán, M. F., & Pérez-Ruiz, D. D. (2023). Weighted sums method applied for decision making in improvement towards complete street: a case study in Popayan, Colombia. Legado de Arquitectura y Diseño, 18(34), 155-170. https://doi.org/10.36677/legado.v18i34.22130
- [6] Pirouz, B., & Khorram, E. (2023). A computational approach based on the ε -constraint method in multi-objective optimization problems. *Journal of Applied Mathematics and Computation*. https://doi.org/10.17654/AS049060453
- [7] Coello, C. A., Lamont, G. B., & Van Veldhuizen, D. A. (2007). Algoritmos Evolutivos para Problemas Multiobjetivo. En *Multi-Objective Optimization: Principles and Case Studies* (pp. 1-18). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-36797-2
- [8] Ministerio de Desarrollo e Inclusión Social (MIDIS). (2024). Relación Bimestral de Usuarios del Programa Pensión 65 (periodo SEP-OCT 2024). Datos abiertos del Gobierno de Perú. Recuperado de https://datosabiertos.gob.pe