

## MULTI-CRITERIA DECISION-MAKING FOR A SUSTAINABLE RENEWABLE ENERGY MIX

Bilbao-Terol, Amelia\*, Cañal-Fernández, Verónica\*, González-Pérez, Carmen\*

\*Dpto. de Economía Cuantitativa, Universidad de Oviedo ([ameliab@uniovi.es](mailto:ameliab@uniovi.es), [vcanal@uniovi.es](mailto:vcanal@uniovi.es), [UO284999@uniovi.es](mailto:UO284999@uniovi.es))  
Grupo de Decisión Multicriterio Universidad de Oviedo (MCDMUO)

### OBJETIVO

El objetivo de este trabajo es seleccionar una cartera óptima de energías renovables, equilibrando criterios económicos, sociales y ambientales, atendiendo a las preferencias de distintos grupos de interés (stakeholders).

El trabajo busca apoyar la toma de decisiones en planificación energética utilizando técnicas de multi-criterio (MCDM) —concretamente, Goal Programming con Fuzzy Hierarchy (GP-FH), Extended Best-Worst Method (EBW) y una versión modificada de TOPSIS (R-TOPSIS)— para encontrar un mix energético renovable que se adapte a distintos perfiles de decisión (económico, social, ambiental), con aplicación práctica al caso de España para los años 2025 y 2030.

### FUENTES Y DATOS

El trabajo utiliza datos basados en el *Escenario de Referencia de la UE 2020*, aplicados a la planificación energética de España para los años 2025 y 2030. Se analizan seis tecnologías de energía renovable ( $i=1, \dots, 6$ ):

- Bioenergía
- Energía Solar Fotovoltaica (SPV)
- Energía Solar de Concentración (CSP)
- Energía Hidroeléctrica
- Energía Eólica Terrestre
- Energía Eólica Marina

Para evaluar el impacto de cada tecnología se consideran seis indicadores clave:

- Empleo total (TEmp)
- Retorno energético de la inversión (EROI)
- Huella del uso del suelo (LU)
- Coste nivelado de la electricidad (LCOE)
- Emisiones de gases de efecto invernadero en el ciclo de vida (LCA)
- Huella hídrica (WF)

Estos datos se utilizan como entrada en un modelo matemático multicriterio para determinar carteras óptimas de energías renovables.

**Fuentes:** APPA (2022), IRENA (2023), King et al. (2023), Mekonnen et al. (2015), Red Eléctrica Española (2023), EU Reference Scenario 2020.

### RESULTADOS

#### • Perfiles definidos (priorizan de manera distinta los impactos, $j$ ):

- Económico: Prioriza LCOE, seguido de TEm y EROI.
- Ambiental: Prioriza LU, LCA y WF.
- Social: Prioriza TEm, seguido de LCOE.

#### • Generación óptima para 2025 y 2030:

##### 2025:

- Eólica terrestre predomina en todos los perfiles.
- La mayor diferencia aparece en SPV (mínimo en económico y ambiental; máximo en social).

##### 2030:

- Todos los perfiles aumentan eólica marina y solar fotovoltaica.
- SPV sigue diferenciando el perfil social.

#### • Impactos según perfil:

- Económico: Baja LCOE, buen rendimiento en LU y WF. TEm presenta la mayor desviación.
- Ambiental: Buen balance entre LU, LCA, WF; peor desempeño en TEm.
- Social: Alto peso en TEm provoca conflictos con LCOE y LCA; SPV y bioenergía toman mayor relevancia.

#### • Valores de desviación (2025) – R-TOPSIS:

- Económico: desviaciones bajas en LCOE y WF; más altas en TEm.
- Ambiental: buen equilibrio, LU y LCOE casi alcanzan los objetivos.
- Social: sacrificios en LCA y LCOE para priorizar TEm.

El modelo muestra que ninguna combinación energética optimiza simultáneamente todos los criterios de sostenibilidad.

#### Principales resultados por perfil:

- Perfil Económico: prioriza la energía solar fotovoltaica y la eólica terrestre por su bajo coste (LCOE) y alto rendimiento energético (EROI).
- Perfil Ambiental: destaca la energía hidroeléctrica y la eólica marina por sus bajas emisiones y reducido uso de recursos hídricos.
- Perfil Social: valora especialmente la bioenergía y la solar fotovoltaica por su mayor generación de empleo.

### CONCLUSIONES

- **No existe un mix óptimo común a todos los perfiles; los perfiles generan trades-off diferentes entre los criterios.**
- **En 2025 los perfiles económico y medioambiental eligen la menor cantidad de SPV y el perfil social la mayor. En 2030, los tres perfiles comparten los límites inferiores de bioenergía, CSP e hidráulica y el límite superior de la eólica marina.**
- **El modelo GP-FH con técnicas EBW y R-TOPSIS ofrece:**
  - Flexibilidad en preferencias del decisor.
  - Selección equilibrada según perfiles múltiples.
- **Herramienta útil para políticas energéticas sostenibles en contextos complejos con múltiples actores**

### METODOLOGÍA

#### • Fase 1: Generación de soluciones mediante GPFH- $\lambda$ (preferencias flexibles)

Se modela la estructura de preferencias del decisor utilizando un conjunto paramétrico de modelos de Programación por Metas con Jerarquía Difusa (GPFH- $\lambda$ ). Este enfoque permite representar diferentes perfiles de decisión (económico, ambiental, social), evitando la rigidez de las jerarquías tradicionales e introduciendo mayor flexibilidad en las prioridades. Como resultado, se obtiene un conjunto de carteras energéticas que satisfacen de forma *soft* las prioridades en el cumplimiento de las metas según la estructura de preferencias expuesta por el correspondiente Decisor.

- La importancia relativa de los objetivos/metetas se asigna mediante evaluaciones lingüísticas por pares, modeladas por relaciones binarias difusas (importancia relativa  $\bar{R}_1(i, j)$ , moderada  $\bar{R}_2(i, j)$  y significativa  $\bar{R}_3(i, j)$ ).

- La función de logro que se trata de minimizar es una combinación lineal convexa de la suma, cambiada de signo, de las relaciones de importancia asociadas con un escenario de preferencia específico y la desviación global de los objetivos/metetas establecidos.

$$\min AF(\lambda) = \lambda \left( \sum_{i \in I} \frac{q_i}{u_i} \right) - (1 - \lambda) \left( \sum_{i, j \in I, i \neq j} \sum_{l=1}^3 b_{\bar{R}_l(i, j)} \mu_{\bar{R}_l}(q_i, q_j) \right)$$

Restricciones: Logro de niveles de aspiración y satisfacción de importancias relativas.

Desviaciones no deseadas  $q_i$  normalizadas:  $\frac{q_i}{|LF_i - IF_i^*|}$

#### • Fase 2: Selección de la cartera más preferida

**Paso 1.** Extended Best-Worst Method (EBW) (Bilbao-Terol et al., 2022) que permite determinar pesos a partir de ratios de preferencia intervalares entre pares de objetivos:  $w_i^*$ .

- Asigna pesos relativos a los impactos según el perfil del decisor  
- Se calcula la utilidad de cada cartera de energía renovable detectada en la **Fase 1** aplicando una función de valor asociada a la importancia de los objetivos según los pesos EBW. Para cada impacto  $i$ , calculamos dos factores de normalización en función del punto de referencia y del peso:

$$\left. \begin{aligned} a_i &= -\frac{1}{(rf_i - L_i)^{1+w_i^*}} \\ b_i &= \frac{1}{(U_i - rf_i)^{1+w_i^*}} \end{aligned} \right\}$$

La función valor para cada desviación normalizada:

$$v(nq_i) = \begin{cases} 1 + a_i(nq_i - L_i)^{1+w_i^*} & \text{if } nq_i < rf_i \\ (1 + w_i^*)(-1 + b_i(U_i - nq_i)^{1+w_i^*}) & \text{if } nq_i \geq rf_i \end{cases}$$

**Paso 2.** R-TOPSIS: se encuentra la mejor cartera de energía aplicando una extensión del método TOPSIS propuesta por Hwang y Yoon (1981):

- Evalúa la cercanía de cada cartera al escenario ideal.
- Usa funciones de valoración basadas en la *Prospect Theory*.
- Penaliza más las desviaciones en los criterios más críticos.
- Produce un ranking robusto y adaptado al perfil decisoral.

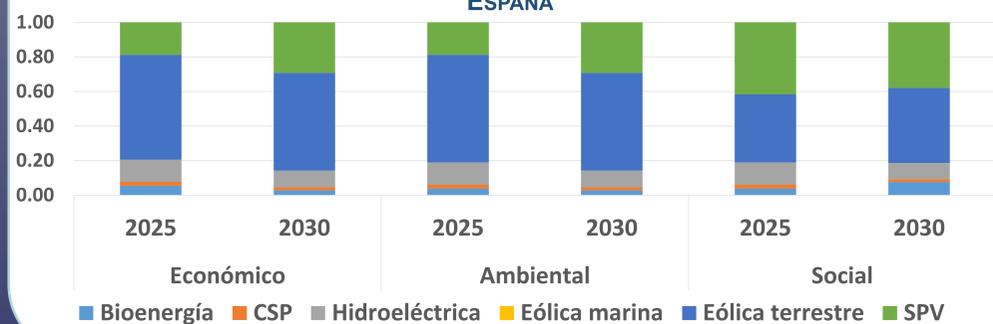
Se calcula la distancia euclidiana ponderada de cada vector  $vnq_{li}$  (se clasifican por orden decreciente del valor  $RC_l$ ) a los puntos ideal,  $D_l^+$  y anti-ideal,  $D_l^-$ :

$$D_l^+ = \left( \sum_{i=1}^6 (w_i(vnq_{li} - 1))^2 \right)^{1/2}$$

$$D_l^- = \left( \sum_{i=1}^6 (w_i(vnq_{li})^2) \right)^{1/2}$$

Se calcula la proximidad relativa de cada desviación al punto ideal:  $RC_l = \frac{D_l^-}{D_l^+ + D_l^-}$

### DISTRIBUCIÓN NORMALIZADA DE LA GENERACIÓN POR TECNOLOGÍA Y PERFIL PARA ESPAÑA



### REFERENCIAS

- APPA, 2022. Estudio del Impacto Macroeconómico de las energías Renovables en España. Technical report, Asociación de Empresas de Energías Renovables, Deloitte, España
- Bilbao-Terol, A., Arenas-Parrá, M., Quiroga-García, R., Bilbao-Terol, C., 2022. An extended best-worst multiple reference point method: application in the assessment of non-life insurance companies. *Operational Research* 22, 5, 5323 – 5362.
- Hwang, C.L., Yoon, K., 1981. *Methods for Multiple Attribute Decision Making*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. pp. 58–191.
- IRENA, 2023. Renewable power generation costs in 2022. Technical report, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi.
- Kahneman, D., Tversky, A., 1979. Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica* 47, 2, 263–291.
- King, R., Benton, T., Froggatt, A., Harwatt, H., Quiggin, D., Wellesley, L., 2023. The emerging global crisis of land use: How rising competition for land threatens international and environmental stability, and how the risks can be mitigated. London: Royal Institute of International Affairs.
- Mekonnen, M.M., Gerbens-Leenes, P., Hoekstra, A.Y., 2015. The consumptive water footprint of electricity and heat: a global assessment. *Environmental Science: Water Research & Technology* 1, 3, 285–297.