

MODELO MULTI-OBJETIVO DIFUSO QUE INCORPORA LAS ENERGÍAS RENOVABLES

APLICACIÓN DE LA METAHEURÍSTICA EPSO

FEDERICO G. CAMARGO^{1,2} - FRANCISCO ROSSOMANDO¹ - DANIEL GANDOLFO¹ - OMAR FAURE^{2,3} - ESTEBAN SARROCA² - FÉLIX D. ARGANARAZ² - JOSÉ A. CABANA² - CLAUDIO KARAM² - GONZALO SOSA² - YOLANDO R. ROMERO² - GUILLERMO N. DOUGLAS² - FACUNDO G. NIETO² - EDGARD N. ARIAS²

¹ Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Tecnológicas - Universidad Nacional de San Juan. San Juan, Argentina.

² Facultad Regional La Rioja - Universidad Tecnológica Nacional. La Rioja, Argentina.

³ Facultad Regional de Concepción del Uruguay - Universidad Tecnológica Nacional. Concepción del Uruguay, Argentina.

federicogcamargo@gmail.com - frosoma@inaut.unsj.edu.ar - dgandolfo@inaut.unsj.edu.ar - ofaure@gmail.com - esarroca@gmail.com - arganarazfelixdaniel@gmail.com - josecabanaconsultora@gmail.com - claudio_karam@hotmail.com - gonzalososa1@gmail.com - romero.yr@gmail.com - guillermodouglas94@gmail.com - facundonio24@gmail.com - nahuel.arias3865@gmail.com

Fechas recepción: diciembre 2022 - Fecha aprobación: octubre 2023

ARK CAICYT: <http://id.caicyt.gov.ar/ark:/s18539777/ayituokzg>

RESUMEN

En el presente trabajo se desarrolla un modelo de optimización para la optimización de un sistema basado en la Tasa de Retorno Energético (TRE) del sistema. Se busca una metodología estandarizada y flexible, la cual resulte factible y viable (técnica y ambientalmente) para realizar comparaciones y tomas de decisiones, con el fin de minimizar el impacto ambiental. Se aplica el método de Análisis del Ciclo de Vida para la determinación de los coeficientes tecnológicos (TRE) y de la función objetivo. Con estos datos, se hace un Modelo Matemático definiendo las variables de estado, auxiliares y parámetros de ajustes necesarios para estudiar la problemática. Se aplica un Modelo Posibilístico basado en la Programación Dinámica Difusa Multiobjetivo, mediante la maximización de la t-norma producto de Hamacher, resuelta mediante la Metaheurística EPSO. Se busca la inversión más satisfactoria del Sistema Energético Argentino en base a las fuentes de generación: Nuclear, Fósil, Hidráulica, Solar y Eólica. Se busca garantizar la sustentabilidad energética y ambiental, definiendo algunos criterios y factores influyentes a mediano y largo plazo, con la intención de profundizarlo y mejorarlo en futuros trabajos de investigación.

PALABRAS CLAVE: Optimización Multiobjetivo - Optimización por Enjambre de Partículas Evolutivo (EPSO) - Conjuntos Difusos - Programación Dinámica Difusa (PDD) - Tasa de Retorno Energético (TRE).

ABSTRACT

This paper develops an optimisation model for the optimisation of a system based on the Energy Returned On Investment (EROI) of the system. A standardised and flexible methodology is sought, which is feasible and viable (technically and environmentally) to make comparisons and decisions in order to minimise the environmental impact. The Life Cycle Analysis method is applied to determine the technological coefficients (EROI) and the objective function. With these data, a Mathematical Model is made, defining the state variables, auxiliary variables and adjustment parameters necessary to study the problem. A Possibilistic Model based on Multiobjective Fuzzy Dynamic Programming is applied, by means of the maximisation of the Hamacher's t-norm product, solved by means of the EPSO Metaheuristic. The most satisfactory investment of the Argentine Energy System is sought based on the generation sources: Nuclear, Fossil, Hydraulic, Solar and Wind. The aim is to guarantee energy and environmental sustainability, defining some criteria and influential factors in the medium and long term, with the intention of deepening and improving it in future research work.

KEYWORDS: Multi-Objective Optimisation - Evolutionary Particle Swarm Optimisation - Fuzzy Sets - Fuzzy Dynamic Programming - Energy Returned on Investment (EROI).

1. INTRODUCCIÓN

La urgencia de la transición de fuentes de generación basadas en combustibles fósiles a fuentes renovables surge por varias razones. En primer lugar, el aumento sostenido de las emisiones de dióxido de carbono (CO₂) a la atmósfera provocaría un cambio climático irreversible. En segundo lugar, nos encontramos en el cenit de la producción de hidrocarburos, el principal recurso no renovable que, de no encontrarse un sustituto viable, supondría una gran crisis energética para las generaciones futuras. De todas las metodologías disponibles en el estado del arte, la mejora de la Eficiencia Energética es la de mayor impacto en este contexto. Ello implica la mejora progresiva de las tecnologías de fabricación, el uso eficiente de los recursos (principalmente los escasos o contaminantes), la garantía de la mayor vida útil posible y la mejora de la eficiencia. La satisfacción de estos objetivos implica el área computacional, donde se busca la "mejor solución, solución más satisfactoria, ya que los problemas son multiobjetivo y la solución óptima depende de los criterios de decisión (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d, 2023e; Camargo et al 2014; Camargo et al 2018; Camargo et al 2019).

El uso de metaheurísticas permite obtener algoritmos de propósito general, que ofrecen soluciones generalmente satisfactorias a una amplia gama de problemas, con una relativa facilidad de implementación y que pueden utilizarse con procesamiento paralelo. Dentro del conjunto de metaheurísticas disponibles en el estado del arte, se desarrolla la metaheurística PSO, debido a su amplia versatilidad, facilidad de implementación y buen rendimiento. Sin

embargo, estos son algoritmos aproximados, altamente no deterministas (probabilísticos) y con escasa base teórica. Es necesario el desarrollo de modelos matemáticos cuya resolución requiere el uso de software de difícil o costoso acceso, y cuyas hipótesis simplificadoras darían lugar a soluciones subóptimas o poco realistas, dado el gran número de parámetros y restricciones del problema. La alinealidad existente presenta complicaciones en la solución del problema, recurriendo a la linealización de la función objetivo y/o restricciones. La valoración de atributos no monetizables es también un problema serio en la resolución de problemas multiobjetivo, pudiendo la solución obtenida no ser representativa. Por último, existen dificultades para reconocer las incertidumbres asociadas al problema, como la llamada Incertidumbre Fundamental, asociada al desconocimiento de la respuesta de un sistema y de la probabilidad de ocurrencia.

Se busca proponer una metodología para encontrar la solución más satisfactoria a planes de decisión bajo incertidumbre a corto, mediano y largo plazo en términos de Sostenibilidad energética, económica y ambiental (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d, 2023e; Camargo et al 2014; Camargo et al 2018; Camargo et al 2019; Camargo et al 2023): promover el ahorro energético, mitigar las emisiones de CO₂ y asegurar la satisfacción de la mayor demanda energética posible. Las ventajas de la presente metodología (introducidas en el presente trabajo) son las siguientes. 1) Consideración de las preferencias del tomador de decisiones (individuo, agente, etc.), nivel de aceptación (utilidad) e inclusión de límites máximos y mínimos (disponibilidad y escases). 2) Incorporación de la incertidumbre fundamental, que implica el desconocimiento del costo económico asociado a índices no monetizables en forma directa, que no tienen un mercado asociado y cuya resolución mediante las técnicas utilizadas en la programación matemática no es simple. 3) Flexibilidad para la incorporación del análisis de procesos jerárquicos, su análisis de consistencia e incorporación de metaheurísticas tales como variantes del PSO. 4) La metaheurística Optimización por Enjambre de Partículas Evolutiva (EPSO) incorpora dos de las tres características de los algoritmos genéticos con relativa facilidad, flexibilidad y capacidad de exploración de buenas soluciones.

En la Sección 2 se presenta el estado del arte: Tasa de Retorno Energético de la Inversión (TRE) (sección 2.1), Metaheurística EPSO (Sección 2.3) y la Extensión del EPSO al dominio multiobjetivo (Sección 2.4). La Sección 3 desarrolla el Modelo presentado: Hipótesis y Alcance (Sección 2.1), Definición de Parámetros (Sección 2.2), Función Objetivo y Restricciones (Sección 2.3). En la Sección 4 se presentan y analizan los principales resultados del presente trabajo. En la Sección 5 se resumen los principales aspectos analizados y se presentan los futuros trabajos.

2. ESTADO DEL ARTE

2.1 Tasa De Retorno Energético - TRE

La Eficiencia Energética de un sistema implica la minimización de las pérdidas de potencia/energía que provocan la obsolescencia prematura de la

aparata eléctrica instalada, reduciendo su vida útil y alterando la Rentabilidad Energética. Este concepto involucra la energía necesaria para producir el dispositivo con una determinada vida útil en condiciones nominales de operación, asumidas como eficientes, de acuerdo con la mejor tecnología disponible para su fabricación (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d, 2023e).

Según las leyes termodinámicas, la energía no se crea ni se destruye, sino que se transforma. El término generación de energía se refiere al proceso de transformación de la energía llevado a cabo por una máquina, en el que el recurso energético de interés se transforma en otro tipo de energía que sea útil. En toda transformación se producen pérdidas, es decir, parte de la energía se emplea en procesos irreversibles de naturaleza térmica, química, electromagnética, etc., que no contribuyen a que la energía obtenida sea útil. Para realizar y mantener el proceso de transformación de energía es necesario invertir energía útil en la creación y mantenimiento de su infraestructura, suministro de energía e insumos, así como las correspondientes pérdidas en su funcionamiento. Teniendo en cuenta el agotamiento y posible agotamiento de los recursos fósiles, preocupa por tanto conocer la cantidad de energía útil obtenida de una determinada fuente de generación y la energía invertida para conseguirla, y el índice que analiza estos aspectos se denomina Tasa de Retorno Energética (TRE) (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d, 2023e; Camargo et al 2014). Esta se define como: $TRE = \frac{E_{ret}}{E_{inv}}$, donde E_{ret} es la Energía neta Retornada (ER) por la FGR y E_{inv} es la Energía Invertida (EI) en el proceso. Se consideran para la matriz energética: Centrales Hidroeléctricas, Centrales Fósiles y Centrales Nucleares. En cuanto a la generación renovable, sólo se estudian los Aerogeneradores y la Energía Solar Fotovoltaica.

El Análisis del Ciclo de Vida (ACV) permite diseñar, investigar y evaluar un proceso de producción y el impacto medioambiental asociado durante la explotación del recurso energético en cuestión. El objetivo es evaluar el impacto ambiental potencial a lo largo de su ciclo de vida cuantificando el uso de los recursos. El procedimiento es el siguiente: en primer lugar, se fijan los límites del sistema y, a continuación, se miden las pérdidas de los distintos subsistemas, introduciendo correcciones en la calidad de la energía. Los inputs se definen como energía, materias primas, maquinaria nueva y el output deseado son las emisiones ambientales, en nuestro caso la cantidad de dióxido de carbono (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d, 2023e).

2.2 Metaheurística EPSO

2.2.1 Modelo PSO Clásico

En el modelo PSO clásico existe un conjunto de alternativas o enjambre (cuya viabilidad presenta un determinado grado de aptitud), que se denominan partículas $X_i^{[k]}$. De una iteración a la siguiente, cada partícula se mueve en el espacio de búsqueda, según una determinada regla de movimiento que depende de tres factores, que se explican a continuación. El vector b representa las mejores posiciones que las partículas han alcanzado individualmente en las iteraciones anteriores (denominadas en el modelo vida pasada de la partícula);

entonces b_i corresponderá al óptimo individual de la partícula i en su vida pasada. Del mismo modo, el óptimo global alcanzado por el sistema de partículas hasta la presente iteración se denotará por b_G . Dado el vector que indica la posición de las partículas en una determinada iteración $[k]$, $X^{[k]}$, el cambio de posición en la siguiente iteración, $[k + 1]$, para la partícula i -ésima, resultará de la siguiente regla de movimiento de la ECUACIÓN 1 (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d, 2023e; Camargo et al 2018):

$$X_i^{[k+1]} = X_i^{[k]} + w_c \cdot r_1^{[k]} \cdot [b_i^{[k]} - X_i^{[k]}] + w_s \cdot r_2^{[k]} \cdot [b_G^{[k]} - X_i^{[k]}] \quad (1)$$

La componente que adiciona a $X_i^{[k]}$ es la velocidad $V_i^{[k]}$. El término $X_i^{[k]}$ representa la inercia de la partícula i : tiende a mantener su movimiento, para la iteración $[k + 1]$, en la dirección en la que se movía en la iteración $[k]$. El término $w_c \cdot r_1^{[k]} \cdot [b_i^{[k]} - X_i^{[k]}]$ representa la memoria o capacidad cognitiva de $X_i^{[k]}$: es atraída por el mejor punto del espacio de búsqueda alcanzado individualmente; y el $w_s \cdot r_2^{[k]} \cdot [b_G^{[k]} - X_i^{[k]}]$ representa la cooperación o capacidad social de $X_i^{[k]}$ respecto del enjambre: comparten información sobre la mejor posición globalmente alcanzada por el enjambre $b_G^{[k]}$. La incidencia de estos factores sobre cada $X_i^{[k]}$ es modelada por los parámetros del modelo, w_c y w_s . El parámetro w_c recibe es la constante cognitiva y w_s es la constante social del enjambre. Los números aleatorios $r_1^{[k]}$ y $r_2^{[k]}$ uniformemente distribuidos emulan el comportamiento estocástico exhibido la población o enjambre. La función $\mu_D = f(b_G^{[k]})$ representa la función de aptitud (ECUACIÓN 7) de la mejor mutación $b_G^{[k]}$ y la función $\mu_D = f(b_i^{[k]})$ representa la función de aptitud de la mejor posición de $X_i^{[k]}$. Estos son actualizados por $X_i^{[k]}$ si se encuentran mejores posiciones respectivamente: $f(b_G^{[k]}) < f(X_i^{[k]})$ y $f(b_i^{[k]}) < f(X_i^{[k]})$, para el caso de maximización (Camargo, 2022d).

2.2.2 Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO)

La variante Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO) (utilizada en el presente trabajo) combina la programación evolutiva mediante operadores evolutivos similares a los establecidos para los Algoritmos Genéticos (particularmente: mutación, selección, combinación) con el movimiento PSO, aplicándolos sobre sus parámetros y óptimo global en la instancia de iteración k -ésima. La ecuación evolutiva para la regla del movimiento en el EPSO según la ECUACIÓN 2:

$$X_i^{*[k+1]} = X_i^{[k]} + w_{iI}^{*[k]} V_i^{[k]} + w_{iC}^{*[k]} [b_i^{[k]} - X_i^{[k]}] + w_{iS}^{*[k]} [b_G^{*[k]} - X_i^{[k]}] \quad (2)$$

Donde el superíndice (*), significa que los parámetros son evolutivos, producto de la mutación. La regla de mutación aplicable a las constantes $w_{i[I,C,S]}$ tiene la ECUACIÓN 3:

$$w_{i[I,C,S]}^{*[k+1]} = w_{i[I,C,S]}^{*[k]} [1 + \sigma \times N(0,1)] \quad (3)$$

En la cual: σ es un parámetro de aprendizaje, externamente fijado, que

controla la amplitud de las mutaciones; $N(0,1)$ es una variable aleatoria con Distribución Gaussiana de media 0 y varianza 1. Adicionalmente, el óptimo global $b_G^{*[k+1]}$ es perturbado en cada iteración según la ECUACION 4:

$$b_G^{*[k+1]} = b_G^{*[k]} + w_{iN}^{*[k]} \times N(0,1) \quad (4)$$

Donde $w_{iN}^{*[k]}$ es un parámetro estratégico de la regla de movimiento que controla la amplitud del vecindario de $b_G^{*[k]}$ donde es más probable localizar la mejor solución global (entendida, al menos, como una solución mejor que la $b_G^{*[k]}$ actual, para la iteración $[k]$). La función $\mu_D = f(b_G^{*[k]})$ representa la función de aptitud (ECUACION 7) de la mejor mutación $b_G^{*[k]}$ y la función $\mu_D = f(b_i^{[k]})$ representa la función de aptitud de la mejor posición de $X_i^{*[k]}$. Estos son actualizados por $X_i^{[k]}$ si se encuentran mejores posiciones respectivamente: $f(b_G^{*[k]}) < f(X_i^{*[k]})$ y $f(b_i^{*[k]}) < f(X_i^{*[k]})$, para el caso de maximización (Camargo, 2022d). Para la selección, se utiliza un torneo estocástico (mejor opción mediante un método de selección probabilístico) para obtener la mejor mutación de las partículas $b_G^{*[k]}$. Este algoritmo no utiliza la combinación estricta entre genes de partículas como en los algoritmos genéticos, aunque esto puede incorporarse en futuras investigaciones con resultados prometedores. Sin embargo, mediante la mutación de las partículas y su selección estocástica, se obtiene una buena capacidad de exploración en problemas continuos y de selección de soluciones prometedoras (Camargo, 2019a, 2022d, 2023e).

2.2.3 Ajuste de Posición y/o la Velocidad de las partículas

Se ajusta la Posición y la Velocidad de $X_i^{*[k]}$, aplicando criterios para mantener la partícula dentro de valores predefinidos. Dado que los cambios en la velocidad son estocásticos, la trayectoria de las partículas no debe perder el control y expandirse en ciclos cada vez más largos. Los criterios de velocidad máxima y pared frontera son, respectivamente (ECUACIÓN 5):

$$V = \begin{cases} V^{Max} & , V^{Max} \leq v \\ -V^{Max} & , V^{Min} \geq v \end{cases} \cap X = \begin{cases} X^{Max} & , X^{Max} < X \\ X^{Min} & , X^{Min} > X \end{cases} \quad (5)$$

2.3 Extensión del EPSO al dominio multiobjetivo

2.3.1 Funciones de Pertenencia y conjuntos de decisión

Para formalizar la extensión PSO, se propone aplicar el principio de toma de decisión en ambientes difusos, formulado por Bellman y Zadeh. Un Conjunto Difuso es una función de pertenencia sobre cierta variable real (discreta o continua) que le asocia a cada valor en su dominio otro valor llamado de aceptación, satisfacción o pertenencia, en el intervalo $[0,1]$. El valor 1 corresponde a la máxima pertenencia. Se tiene un conjunto de objetivos difusos: $\{O\} = \{O_1, O_2, \dots, O_N\}$, cuyas funciones de pertenencia resultan ser μ_{O_j} , con $j = 1 \dots N$, y un conjunto de restricciones difusas: $\{R\} = \{R_1, R_2, \dots, R_H\}$, cuyas funciones de pertenencia resultan ser μ_{R_i} , con $i = 1 \dots H$. Se denomina Conjunto Difuso de Decisión a la ECUACIÓN 6:

$$D = O_1 < C > \dots < C > O_N < C > R_1 < C > \dots < C > R_H \Rightarrow \quad (6)$$

$$\mu_{DMax}(X_i^{[k]}) = MAX[X] \{ \mu_{O_1} C \dots C \mu_{O_N} C \mu_{R_1} C \dots C \mu_{R_H} \}$$

Donde $< C >$ es un operador entre Conjuntos Difusos llamado confluencia (intersección), y asociado a este, genera el valor de pertenencia del Conjunto Difuso de Decisión. El operador C se denomina t-norma. Por ejemplo, si la confluencia fuese la intersección, $< C > \equiv \cap$, C resulta la t-norma min: el mínimo valor, para cierta instancia de las variables de decisión. Entonces, si $\{X\}$ es un conjunto de alternativas sobre las que debe decidirse por la mejor ($b_G^{*[k]}$) acorde al modelo objetivo-restricciones $\{O\} - \{R\}$, se define como decisión maximizante de Bellman y Zadeh, al valor de la función de pertenencia en el conjunto de decisión difusa en la ECUACION 6 (Camargo et al 2018).

2.3.2 T-norma difusa

Nótese que todos los Conjuntos Difusos (objetivos y restricciones) son mapeados en el mismo Conjunto Difuso de Decisión D , tratándose de la misma forma (Camargo et al 2018). Respecto del concepto de t-norma, es definida por las siguientes propiedades: Si $t: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ es una t-norma, entonces: a) $t(0,0) = 0$; $t(x, 1) = x$; b) $t(x, y) = t(y, x)$; c) if $x \leq \alpha$ e $y \leq \beta \Rightarrow t(x, y) \leq t(\alpha, \beta)$; y d) $t(t(x, y), z) = t(x, t(y, z))$. La función de aptitud difusa, $fapD$, resultará de la decisión maximizante dada por la ECUACION 7, y por último se debe definir una t-norma los Conjuntos Difusos asociados a cada objetivo/restricción, a efectos de obtener la decisión maximizante que definirá el valor de la función difusa de aptitud en cada iteración del EPSO. Se recurrió a la t-norma llamada producto de Hamacher: $tPHamacher: (x, y) \rightarrow \frac{x*y}{x+y-x*y}$.

Donde x e y son funciones de pertenencia genéricas. La función de aptitud difusa en cada instancia de la estrategia $[k]$ teniendo en cuenta los objetivos/restricciones m , $\forall m$ en $[1..M]$ y la mejor mutación $b_G^{*[k]} = X_i^{*[k]}$.

$$fap_{MaxD}^{[k]}(X_i^{[k]}) = \mu_{MaxD}^{[k]} = tPHMax \{ \mu_{m1}^{[k]}; \mu_{m2}^{[k]}; \dots; \mu_{m10}^{[k]} \} \quad (7)$$

3. MODELO

3.1 Hipótesis y Alcance

3.1.1 Modelo de Programación Dinámica Difusa

Se propone un modelo de Programación Dinámica Difusa, mediante resolución Multiobjetivo EPSO. El entorno dinámico de decisión está compuesto por variables que pueden tener incertidumbres de valor, de probabilidad y fundamentales. La existencia de Múltiples Criterios de Optimización para la identificación de la evolución más satisfactoria del sistema, cuya desviación óptima implica un sobrecoste difícil de determinar. Se recurre a la búsqueda de un Conjunto de Soluciones acotado por un Nivel de Riesgo solidario con el Arrepentimiento Matemático. El concepto de alternativa óptima se sustituye entonces por el de alternativa más satisfactoria. La medida en que se acepta un determinado valor de ocurrencia en un criterio (utilidad), responde a una función de satisfacción, modelizada por una distribución de posibilidades.

3.1.2 El sistema energético argentino

Se analiza el sistema energético argentino con capacidad suficiente para la fabricación de los elementos necesarios, el sistema de transporte está compuesto por: camiones, trenes de carga y barcos. No existen restricciones en cuanto a la capacidad instalada de cada sector y las inversiones necesarias. Los 5 grandes sectores son la extracción, la transformación, la fabricación, el ensamblaje y el transporte, este último repartido por todo el sistema. Aunque la función objetivo es difusa, las variables son deterministas, es decir, existe certeza sobre el comportamiento de los parámetros y restricciones en cada etapa, como la extracción de recursos. Las curvas de crecimiento determinista y no lineal del petróleo y de la población son independientes de las variables de decisión y asignación. El principal factor que influye en la producción del sistema es la disponibilidad de recursos fósiles, cuya curva de extracción sigue una tendencia denominada "Pico de Hubbert" (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d, 2023e; Camargo et al 2014; Camargo et al 2018; Camargo et al 2019). La disponibilidad, extracción y producción de recursos, especialmente fósiles, determinan en gran medida el PIB, ya que el petróleo es el recurso escaso indispensable para el desarrollo industrial. Existen suficientes incentivos a la inversión y las inversiones se realizan según lo previsto, sin considerar los retrasos debidos a externalidades. Aunque se trata de un modelo muy simplificado y alejado de la realidad, resulta útil en primer lugar conocer la TRE máxima del sistema, que podría obtenerse en condiciones ideales.

3.1.3 Inversiones, parámetros y gastos

En caso de no incurrir en inversiones que mejoren la eficiencia de la producción en cada generador, los coeficientes de la función objetivo y tecnológicos son variables, dependiendo de las decisiones realizadas en las etapas anteriores (mínimamente de la ampliación de la capacidad instalada de cada generador, en caso de mejorar la eficiencia del sector de transporte, o fabricación, de los gastos respectivos). Estos coeficientes son calculados a partir de un ACV, considerando que las entradas: gastos G , rendimientos η y tiempos por etapa T . En primera instancia, no se considera una inversión tecnológica para disminuir los gastos G . Las unidades utilizadas para las salidas fueron TEP (Toneladas Equivalentes de Petróleo). Los parámetros F_{res} , F_{mant} , t_{dep} , VU , T_{inv} total son constantes. El mantenimiento preventivo y correctivo de los equipos ayuda a la preservación de los mismos, reemplazando las partes defectuosas o de avanzada vida útil con la consiguiente prolongación de la vida útil del equipo. Adicionalmente, se tiene en cuenta toda inversión tecnológica que se requiera para cumplir con las reglamentaciones y leyes vigentes con el fin de que el impacto ambiental y social sea lo menor posible $f_{ia}_{(gi+sp)}^{[k]} \times sp$. Una vez finalizada la vida útil del mismo, se direccionan los equipamientos a empresas especializadas con el fin del desmonte y aprovechamiento de las piezas que puedan ser utilizadas $E_{inv}^{oym}_{(gi+sp)}^{[k]} \times sp$.

3.1.4 Suposición De Proporcionalidad, Aditividad y de Divisibilidad

En cada etapa, la contribución de la función objetivo es proporcional a la suma de las contribuciones de las variables de decisión X_i . Las inversiones realizadas son la suma de la ampliación de la capacidad instalada, depreciación de equipos, compensación del impacto ambiental. Por simplicidad, se suman las tasas de crecimiento o decrecimiento (siempre y cuando se refieran a las mismas unidades). Estas suposiciones se cumplen en el caso de optimizaciones mono-objetivo, en el caso de la función multi-objetivo (t - norma), como la función es no lineal ya no se cumplen. Suposición De Certidumbre: de acuerdo a lo explicado respecto al comportamiento de los parámetros respecto a cada etapa $[k]$, se aplicó la suposición de certidumbre, la cual dice que todos los parámetros del modelo son constantes conocidas. La suposición de divisibilidad implica que todas las variables de decisión asuman valores fraccionarios: se utilizaron variables de decisión continuas.

3.2 Definición De Parámetros

3.2.1 Modelo dinámico de asignación de inversión

Se presenta en la FIGURA 1 el diagrama de Flujo del modelo Dinámico Y Diagrama Causal de Producción de un Sector i , respectivamente. En la FIGURA 1 a partir de la etapa $[k]$ se determinan las tasas de crecimiento instalada $cr_{gi+sp}^{[k]}$ y demandada del sector de producción sp , obteniendo la potencia instalada y demandada satisfecha.

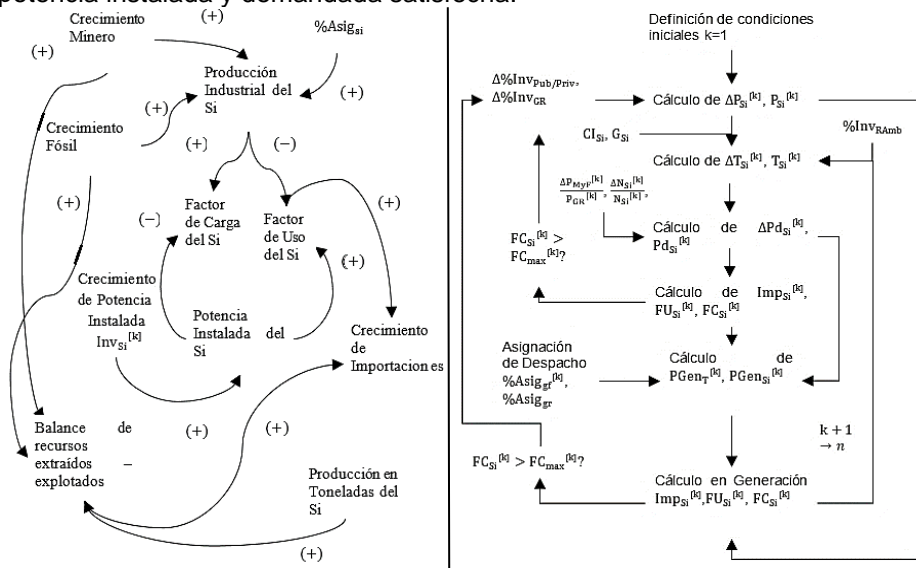


FIGURA 1. Y Diagrama Causal de Producción de un Sector i y Diagrama de Flujo del modelo Dinámico, respectivamente.

Se realizan ampliaciones e inversiones según el factor de carga de los sectores (FC), el balance de importación y la extracción de recursos disponibles. Entre los grandes inconvenientes del análisis de sistemas dinámicos se encuentra la inestabilidad inherente a los sistemas caóticos, que

aparejan errores y divergencia en el resultado. Este modelo requiere una gran cantidad de restricciones y buena precisión el relevamiento. Deben conocerse las capacidades instaladas de cada sector de producción de producción y consecuentemente las inversiones realizadas, lo cual dificulta su aplicación (Camargo et al 2014).

3.2.2 Parámetros del Análisis de Ciclo de Vida

Se definen en primer lugar los parámetros iniciales que serán utilizados para calcular los coeficientes de las funciones objetivo y tecnológicos, mediante el LCA. Se clasifican según el sector de fabricación y Transporte.

$\eta_{spr} \frac{Sistex}{(mj+cr) \times sp}$	Rendimiento en Cadena De fabricación
$G_{spr} \frac{Sistint}{(mj+cr) \times sp}$	Gasto en Cadena De fabricación $\left[\frac{Tncomb}{Tn} \right]$
$\eta_{tr} \frac{Sistint}{(mj+cr) \times sp \times ts}$	Rendimiento en Cadena De transporte.
$G_{tr} \frac{Sistex}{(mj+cr) \times sp \times ts}$	Gasto en Cadena De transporte $\left[\frac{Tncomb}{km \times Tn} \right]$.
$D_{tr} \frac{Sistint}{(mj+cr) \times sp \times ts}$	Distancias De Transporte [km].
$fa_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$	Tasa de crecimiento de depreciación.
$fia_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$	Inversión en remediación ambiental.

Gastos de materiales y combustible invertido en fabricación (ECUACIÓN 8):

$$G_{mspr} \frac{Sistex}{(mj+cr) \times sp} \left[\frac{Tncomb}{Tn} \right] = \frac{G_{spr} \frac{Sistint}{(mj+cr) \times sp}}{\eta_{spr} \frac{Sistex}{(mj+cr) \times sp}} \left[\frac{Tncomb}{Tn} \right] \quad (8)$$

Gastos de materiales [Tnmat/Tn] y combustible [Tncomb/Tn] de Transporte (Barco, Tren, Camión) en ECUACIÓN 9:

$$G_{mtr} \frac{Sistex}{(mj+cr) \times sp \times ts} = \frac{G_{tr} \frac{Sistint}{(mj+cr) \times sp \times ts} \left[\frac{Tn}{kmTn} \right]}{\eta_{tr} \frac{Sistint}{(mj+cr) \times sp \times ts}} D_{tr} \frac{Sistex}{(mj+cr) \times sp \times ts} [km] \quad (9)$$

3.2.3 Variables dependientes

$crNT_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$	Crecimiento de población
$cr_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$	crecimiento de inversión en generadores y producción.
$P_{(gi+sp) \times sp}^{[k+1]}$	Potencia invertida en generadores y producción [MVA].
$Ed_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$	Energía invertida en fabricación, operación y mantenimiento de generadores [MVAh].
$Einvoym_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$	Energía invertida en generadores y cadena productiva en operación y mantenimiento, en [MVAh].

$E_{(gi+sp) x sp}^{in}$ Energía invertida en generadores y producción [MVAh].

$P_{gi}^{[k]}$ Potencia instalada total de generación [MVA]: 1 la Generación Nuclear (GN), 2 la Generación Fósil (GF), 3 la Generación Hidráulica (GH), 4 la Generación Solar (GS) y 5 la Generación Eólica (GE).

$Pu_{gi}^{[k]}$ Potencia obtenida total [MVA]: 1 GN, 2 GF, 3 GH, 4 GS y 5 GE.

3.2.4 Potencia específica e instalada

Potencia específica [Tn/MW] (ECUACIÓN 10):

$$PE_{gi x mj} \left[\frac{Tn}{MW} \right] = \%PE_{gi x mj} \cdot PEt_{gi x mj} \left[\frac{Tn}{MW} \right] \quad (10)$$

Potencia instalada [MW] y Energía demandada [MWh] y [TEP] (ECUACIÓN 11 y ECUACIÓN 12):

$$P_{gi} [MW] = \eta \cdot n_{gi} \cdot Pu_{gi} [MW] \quad (11)$$

$$E_{gi} [TEP] = (ECUACIÓN 11) [MW] \cdot VU_{gi} [h] \cdot Gep_{gi} \left[\frac{TEP}{MWh} \right] \quad (12)$$

Delta T (variación de toneladas de materiales, según la composición) [Tn] (ECUACIÓN 13):

$$\Delta T_{(gi+sp) x (mj+cr)} = P_{(gi+sp)} [MW] \cdot (ECUACIÓN 10) \left[\frac{Tn}{MW} \right] \quad (13)$$

3.2.5 Gasto de combustible invertido en fabricación por generador

Gastos en Fabricación (ECUACIÓN 14):

$$GTEPs_{(mj+cr) x sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \left[\frac{TEP}{Tn} \right] = Gep_{(mj+cr) x sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \left[\frac{TEP}{\frac{Tncomb}{Tnmat}} \right] \cdot Gmspr_{(mj+cr) x sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \left[\frac{Tncomb}{Tn} \right] \quad (14)$$

Gastos en Transporte (ECUACIÓN 15):

$$GTEPtr_{(mj+cr) x sp x ts}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \left[\frac{TEP}{Tn} \right] = Gep_{(mj+cr) x sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \left[\frac{TEP}{\frac{Tncomb}{Tnmat}} \right] \cdot Gmtr_{(mj+cr) x sp x ts}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \left[\frac{Tncomb}{Tn} \right] \quad (15)$$

Gastos totales [TEP] (ECUACIÓN 16, ECUACIÓN 17, ECUACIÓN 18):

$$\Delta TTEPs_{gi x sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} = (ECUACIÓN 14) [Tn] \cdot (ECUACIÓN 15) \left[\frac{TEP}{Tn} \right] \quad (16)$$

$$\Delta TTEPt_{(gi+sp) x sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} [TEP] = (ECUACIÓN 14) [Tn] \cdot Ast_{(mj+cr) x sp x ts}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \cdot ECUACIÓN 16 \left[\frac{TEP}{Tn} \right] \quad (17)$$

$$\Delta TTEPt [TEP] = \sum_{sp}^{sn} (ECUACIÓN 16 + ECUACIÓN 17)_{(gi+sp) x sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \quad (18)$$

3.2.6 Gasto energético de etapas de producción

Se calcula el gasto en producción de materiales (ECUACIÓN 19), transporte de combustible (ECUACIÓN 20), transporte de materiales

(ECUACIÓN 21), el gasto en producción de combustible (ECUACIÓN 22) y el gasto total (ECUACIÓN 23).

$$A_{(gi+sp) \times sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} [TEP] = (ECUACIÓN 13)_{gi \times cr} [Tn] \cdot ECUACIÓN 16 \left[\frac{TEP}{Tn} \right] \quad (19)$$

$$B_{(gi+sp) \times sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} [TEP] = (ECUACIÓN 13) [Tn] \cdot Astr_{cr \times sp \times ts}^{\frac{Sistex}{Sistint}} (ECUACIÓN 15) \left[\frac{TEP}{Tn} \right] \quad (20)$$

$$C_{(gi+sp) \times sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} [TEP] = \quad (21)$$

$$(ECUACIÓN 13) [Tn] Astr_{mj \times sp \times ts}^{\frac{Sistex}{Sistint}} (ECUACIÓN 15) \left[\frac{TEP}{Tn} \right] \quad (22)$$

$$D_{gi \times sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} [TEP] = (ECUACIÓN 13) [Tn] \cdot (ECUACIÓN 17) \left[\frac{TEP}{Tn} \right] \quad (23)$$

$$\Delta TTEP_{(gi+sp) \times sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} [TEP] = (A + B + C + D)_{(gi+sp) \times sp}^{\frac{Sistex}{Sistint}} \quad (23)$$

3.2.7 Variables de decisión (Partículas del EPSO)

La dimensión del vector (partícula $X_i^{[k]}$ de la metaheurística EPSO): $(ng + ns) \times ns \times nk \times n$ var. Donde ng es el número de generadores, ns es el número de sectores de producción, nk es el número de etapas y n var es el número de variables. La dimensión del espacio de búsqueda es entonces: $ne^{(ng+ns) \times ns \times nk \times n}$ var. Se simplificó el espacio de búsqueda realizando una misma asignación para cada sector productivo, y por lo cual la dimensión del vector de decisión se reduce a: $(ng + ns) \times nk \times n$ var. La dimensión del espacio de búsqueda se reduce a: $ne^{(ng+ns) \times nk \times n}$ var. Las variables de asignación $RP_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$ y $RN_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$ son (ECUACIÓN 24):

$$RP_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} = \frac{\Delta \Delta P_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}}{\Delta P_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}} \cap RN_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} = \frac{ADN_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}}{\Delta N_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}} \quad (24)$$

$RP_{(gi+sp) \times sp}$ Relación entre la asignación de crecimiento de inversión de potencia instalada $\Delta \Delta P_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$ y la composición de potencia $\Delta P_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$.

$RN_{(gi+sp) \times sp}$ Relación entre la asignación de crecimiento de operarios $ADN_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$ y la composición de operarios $\Delta N_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$.

3.2.8 Tasa de Retorno Energético (TRE)

La presente investigación propuso una metodología alternativa basada en el estudio de escenarios de inversión en matriz energética con fuentes de generación y sin ellas (ECUACIÓN 25).

$$TRE = \frac{\Delta En_{gi}}{\Delta En_{inv}} = \frac{\sum En_{gi2} - \sum En_{gi1}}{\sum En_{gi2} - \sum En_{gi1}} \quad (25)$$

Considerando cuanto invierte el sistema sin la fuente de generación $\sum En_{gi1}$, y cuanto invierte con ella $\sum En_{i2}$. Se trabaja con la energía generada durante los escenarios considerados $\sum En_{g1}$ y $\sum En_{g2}$ para el recurso en cuestión

(Camargo et al 2014). La resolución exacta de la ecuación anterior exige una gran cantidad de información y métodos de resolución de alta complejidad, sin embargo, esta expresión permite obtener conclusiones sobre los factores que intervienen en la TRE. Considerando que cada escenario es una etapa $[k]$ y $[k - 1]$, y expresando la energía obtenida e invertida en términos de crecimiento de Potencia Obtenida $\Delta P_{gi}^{[k]}$ e Invertida $\Delta P_{gi}^{[k]}$, vida útil del equipo $VU_{gi}^{[k]}$ y tiempo de inversión $Tinv_{gi}^{[k]} \ll VU_{gi}^{[k]}$, puede desarrollarse de la expresión anterior.

La TRE por Generación $TRE_{gi \times sp}^{[k]}$ es (ECUACIÓN 26):

$$TRE_{gi \times sp}^{[k]} = \frac{ECUACION 12}{ECUACION 24} \quad (26)$$

La TRE del sistema $TRE_{Sist}^{[k]}$ depende de la matriz energética disponible y de las TRE de cada sector de generación gi (ECUACIÓN 27):

$$TRE_{Sist}^{[k]} = \frac{\sum_{gi=1}^{gn} \frac{P_{gi}^{[k]} \cdot VU_{gi}^{[k]} \cdot n_{gi}}{KVA}}{\sum_{gi=1}^{gn} \frac{P_{gi}^{[k]} \cdot n_{gi} \cdot (Tinv_{gi}^{[k]} + VU_{gi}^{[k]})}{KVA}} \cong \frac{\sum_{gi=1}^{gn} (ECUACION 11)}{\sum_{gi=1}^{gn} \frac{(ECUACION 11)}{(ECUACION 26)}} \quad (27)$$

3.2.9 Asignación del crecimiento de sectores

Considerando la inversión pública inv^{pub} y privada inv^{priv} , los crecimientos del sector de producción $RP_{sp}^{[k]} \cdot inv^{pub}$ y generación $RP_{gi}^{[k]} \cdot inv^{priv}$. El crecimiento de Inversión de ambos es (ECUACIÓN 28):

$$cr_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} = inv^{priv} \cdot RP_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} \left(1 - 0.25 \frac{1}{VU_{gi}} - fia \right)_{(gi+sp) \times sp} + \frac{crNT^{[k]} \cdot RN_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} \cdot NT_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}}{P_{(gi+sp) \times sp}} \quad (28)$$

3.2.10 Energía invertida

Definiendo factores de inversión fin y un factor de operación y mantenimiento ($foym = 1 - fin$), se obtienen la energía invertida en fabricación y operación/mantenimiento respectivamente (ECUACIÓN 29 y ECUACIÓN 30):

$$Einv_{gi}^{in[k]} = \frac{(ECUACION 12)}{(ECUACION 26)} \cdot fin \quad (29)$$

$$Einv_{gi}^{oym[k]} = \frac{(ECUACION 12)}{(ECUACION 26)} \cdot (1 - fin) \quad (30)$$

Entonces la Energía demandada se calcula como (ECUACIÓN 31):

$$Ed_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} = \left[\sum_{kinv=2}^n (ECUACION 30) \cdot \Pi \left(\frac{k - kinv - Tinv - Tpr}{\frac{VU}{2}} \right) + (ECUACION 29) \cdot N \left(kinv + \frac{Tinv}{2} + Tpr, \frac{Tinv}{6} \right) \cdot \Pi \left(\frac{k - kinv - Tpr}{\frac{Tinv}{2}} \right) \right] \quad (31)$$

$$(ECUACIÓN 29) \cdot e^{-r(k-kinv)} \cdot \Pi \left(\frac{k-kinv}{Tpr} \right) \cdot \left(1 + inv^{pub} \cdot RP_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} - fdep \right)^k$$

Donde $N(\mu, \sigma)$ es una función normal y Π es un pulso rectangular. La energía obtenida por gi en la etapa $[k]$ se define como (ECUACIÓN 32):

$$Eob_{gi}^{[k]} = \sum_{kinv=2}^n E_{gi}^{[k]} \cdot \Pi \left(\frac{k-kinv-Tinv-Tpr-\frac{VU}{2}}{VU} \right) \cdot \left(1 + cr \cdot RP_{gi}^{[k]} + crNT^{[k]} \cdot RN_{gi}^{[k]} - fdep \right)^k \quad (32)$$

La energía demandada y obtenida total se calcularon respectivamente (ECUACIÓN 33):

$$Edt^{[k]} = \sum_{gi}^{gn} \sum_{sp}^{sn} ECUACIÓN 31 \quad \cap \quad Eobt^{[k]} = \sum_{gi}^{gn} ECUACIÓN 32 \quad (33)$$

A partir de la energía obtenida se actualiza la composición de la matriz energética respecto a la potencia útil aprovechada $\Delta P_{gi}^{[k]}$, según los sectores de Generación Nuclear (GN), Generación Fósil (GF), Generación Hidráulico (GH), Generación Solar (GS) y Generación Eólico (GE) (FIGURA 1).

3.3 Función Objetivo (FO) y Funciones De Pertenencia Para las FO

3.3.1 Funciones Objetivo (FO)

El peor escenario se asocia con la GS (menor rendimiento, factor de carga y TRE) y, aunque el uranio no es renovable, el mejor escenario corresponde a la GN (mejor rendimiento, factor de carga, estabilidad y TRE). Debido a esto, algunas FO limitan la fabricación de renovables dada la inviabilidad de su transición total. La variable p barre los años hasta el año k .

La FO 1 está asociada a la Tasa de Retorno Energético del Sistema (ECUACIÓN 34):

$$\min (ECUACIÓN 27) \leq ECUACIÓN 27 \leq \max (ECUACIÓN 27) \quad (34)$$

La FO 2 es el Costo Energético de Oportunidad por riesgos asociados a la dependencia de generación renovable (ECUACIÓN 35):

$$iCEORmin_{m2}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k (\sum_{gi=4}^5 P_{gi}^{[p]} - \sum_{gi=1}^3 P_{gi}^{[p]})}{\sum_{gi=1}^5 \left(\frac{\sum_{k=1}^k P_{gi}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k p} \right)} \leq iCEORmax_{m2}^{[k]} \quad (35)$$

La FO 3 es la emisión de CO2 que se incurren por haber preferido la inversión en generación fósil antes que la renovable (ECUACIÓN 36):

$$iCEOFmin_{m3}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k P_{g5}^{[p]} - \sum_{p=1}^k P_{g4}^{[p]}}{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[k]}} \leq iCEOFmax_{m3}^{[k]} \quad (36)$$

La FO 4 son las Importaciones netas (ECUACIÓN 37):

$$iCEImin_{m4}^{[k]} \leq \frac{Cr_{Si=1}^{[k]} - \frac{ECUACIÓN 37}{\sum ECUACIÓN 37}}{\sum_{p=1}^k p} \leq iCEImax_{m4}^{[k]} \quad (37)$$

La FO 5 está asociada a la variable de asignación RP (ECUACIÓN 38):

$$iRAmin_{m5}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k \left\| 1 - \frac{1}{\sum_{p=1}^k (RP \cdot AP)^p} \right\|}{\sum_{p=1}^k p} \leq iRAmax_{m5}^{[k]} \quad (38)$$

La FO 6 es el Beneficio Energético por Inversión en Renovables (ECUACIÓN 39):

$$iBIRmin_{m6}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^3 P_{gi}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k p} \leq iBIRmax_{m6}^{[k]} \quad (39)$$

La FO 7 es el Costo Energético por Inversión en Fósil (CIF) (ECUACIÓN 40):

$$iCIFmin_{m7}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k P_{g4}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k p} \leq iCIFmax_{m7}^{[k]} \quad (40)$$

La FO 8 es el Costo Energético por Inversión en Nuclear (CIN) (ECUACIÓN 41):

$$iCINmin_{m8}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k P_{g5}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k p} \leq iCINmax_{m8}^{[k]} \quad (41)$$

La FO 9 es la Seguridad de Servicio del Sistema (ECUACIÓN 42):

$$iSSmin_{m9}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[p]} S_{Sgi}}{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[k]}} \leq iSSmax_{m9}^{[k]} \quad (42)$$

La FO 10 es la variable de asignación (ECUACIÓN 43):

$$iRMRmin_{m10}^{[k]} \leq \frac{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^3 P_{gi}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k p} \leq iRMRmax_{m10}^{[k]} \quad (43)$$

La FO 11 es la variable de asignación (ECUACIÓN 44):

$$iPItmin_{m11}^{[k]} \leq \frac{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[k]}}{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[1]}} \leq iPItmax_{m11}^{[k]} \quad (44)$$

3.3.2 Funciones De Pertenencia Para las FO

La función de pertenencia adoptada para m variables objetivo/restricción para maximización o minimización son, respectivamente (ECUACIÓN 45):

$$\mu_m = \begin{cases} 1 & \text{o } 0 & , v_m^{Min} \geq v_m \\ \left(\frac{v_m^{Max} - v_m}{v_m^{Max} - v_m^{Min}} \right)^{EW} & \text{o } \left(\frac{v_m - v_m^{Min}}{v_m^{Max} - v_m^{Min}} \right)^{EW} & , v_m^{Min} \leq v_m \leq v_m^{Max} \\ 0 & \text{o } 1 & , v_m^{Max} \leq v_m \end{cases} \quad (45)$$

El ponderador exponencial *EW* dilata o contrae el conjunto difuso según este sea menor o mayor a la unidad, respectivamente. Por simplicidad, en este modelo se toman ponderadores unitarios. Las FO 1, 2, 3, 4, 6, 9 y 10 corresponden a maximización y el resto a minimización.

4. SIMULACIÓN

Se estudia el Sistema Energético Argentino, en base a la composición de la matriz energética actual y potencia instalada (TABLA 1 y TABLA 2). Los sectores son: Generación Nuclear (GN), Generación Fósil (GF), Generación Hidráulica (GH), Generación Solar (GS) y Generación Eólica (GE). En la

FIGURA 2, FIGURA 3 y FIGURA 4, se observa que la Matriz Energética está compuesta predominantemente por GF. Según estimaciones la GE potencial supera los 2000 GW, 65 veces la capacidad total instalada, por lo cual no representa una restricción para el problema. La Potencia Instalada nominal del Sistema Argentino de Interconexión (SADI), incluyendo la potencia en marcha de prueba, alcanzó los 32.737 MW. La TABLA 1 y TABLA 2 presentan los datos técnicos utilizados para el cálculo de la TRE por generador en el Análisis de Ciclo de vida. Los rendimientos utilizados $\eta_{spr}^{\text{Sist ex/ Sist int}}_{(mj+cr) \times sp}$ oscilan entre 0.7 y 0.9, los gastos por sector $G_{spr}^{\text{Sist ex/ Sist int}}_{(mj+cr) \times sp}$ oscilan superan los 0.004 [MWh/Tn de Material o Combustible], donde se le asigna un valor más alto para la generación nuclear en todas las etapas hasta el transporte (Camargo, 2023).

TIPO	Gen	P	G	Pol	Fe	Al	Cu	Horm.	Otros	Peso
GE	8	3	0.27	0.1	0.5	0.05	0.05	0.2	0.1	300
GS	250	0.1	0.27	0	0.3	0.05	0.05	0.1	0.5	500
GH	8	3	0.27	0.05	0.35	0.05	0.05	0.4	0.1	700
GF	1	24	2000	0.1	0.5	0.05	0.05	0.2	0.1	800
GN	1	24	3646.8	0.1	0.5	0.05	0.05	0.2	0.1	500

TABLA 1. Tipo de generador, N° generadores por tipo, Potencia instalada en MW (P), Porcentaje [%] en polímero (Pol), aluminio (AL), cobre (Cu), hormigón (Horm), otros y peso específico [Tn/MW] (Peso), respectivamente.

TIPO	FC	R	VU	GV	GI	FSS	TRE	TR
GE	0.5	0.8	25	0.1	0.1	0.31	11.1	2.25
GS	0.3	0.4	25	0.3	0.1	0.44	2.8	9.05
GH	0.6	0.9	80	0.9	0.5	0.83	8.7	9.25
GF	0.7	0.4	15	0.9	1	0.89	6.5	2.33
GN	0.8	0.4	40	1	1	0.93	14.3	2.81

TABLA 2. Datos Técnicos por Fuente de Generación: Factor de Carga (FC), Rendimiento (R), Vida Útil en años (VU), Garantía de Verano (GV), Garantía de Invierno (GI), Factor de Seguridad de Servicio FSS, Tasa de Retorno Energético TRE y Tiempo de Retorno en años (TR), respectivamente.

El gasto de combustible representa la equivalencia en Toneladas Equivalentes de Petróleo de la fuente de generación [TEP/TON], para los tres primeros se recurrió a la equivalencia para la Energía [TEP/MWh]. Respecto a la GH, la TRE y el tiempo de Vida Útil (VU) son elevados (80 años aproximadamente). Aunque, debido a los altos costos energéticos y económicos, se buscan alternativas a la GH. En la matriz energética final (FIGURA 2), se observa un alto incremento en la GN, pasando del 6% al 42% de la matriz energética, asegurando tener un alto respaldo. La GE y GS superan el 20%, cumpliendo con las expectativas de la ley 26190 de energías renovables. Considerando la GH, la matriz energética está compuesta por más de la tercera parte en energías renovables, y con la GN, incluye un 74% de generación sin emisiones de CO2 directas. Se presentan las emisiones (FIGURA 3 y FIGURA 4) y las TRE para los escenarios de máxima inversión por sector de generación: GN, GF, GH, GS y GE.

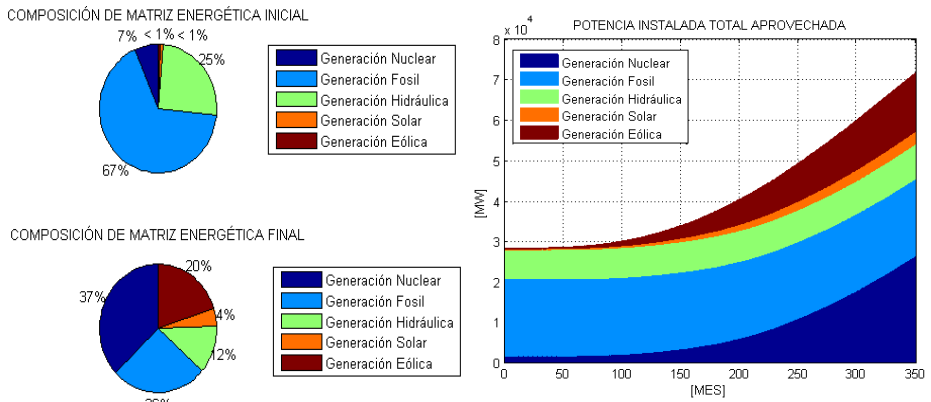


FIGURA 2. Matriz Energética Inicial, Final y Evolución de Matriz energética.

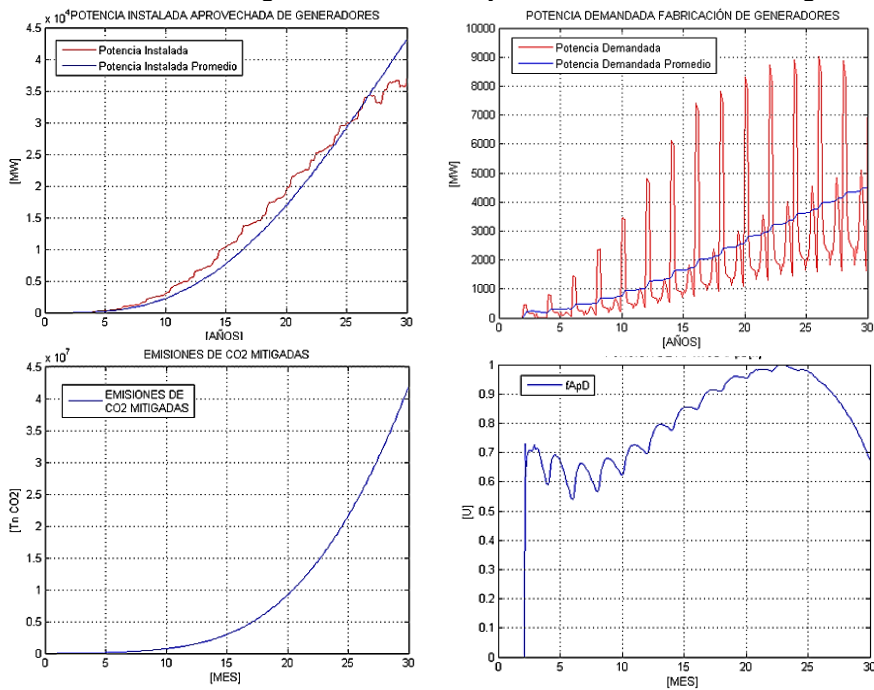


FIGURA 3. Potencia Instalada en Generadores, Potencia Demandada en su Fabricación, Emisiones mitigadas y Función de Aptitud total, respectivamente.

La función de aptitud comenzó con resultados bajos debido a la inercia para la construcción y emplazamiento de los generadores hasta su puesta en servicio. Se observa que la $TREsis_{mgi}^{[k]}$ (1 el GN, 2 GF, 3 GH, 4 GS y 5 GE) inicialmente crece rápidamente para la GE, aunque su valor es asintótico a la TRE de la fuente correspondiente (FIGURA 3 y FIGURA 4). Esto se debe al bajo tiempo de fabricación, instalación y VU respecto a las otras fuentes

(TABLA 1). La GN, si bien posee la mayor TRE, el tiempo de fabricación e instalación es mayor a 5 años, y a los 10 años aproximadamente. El TR (tiempo de recuperación energético) del sistema es similar, aunque se obtiene de la FIGURA 4, para cada escenario propuesto. Se observa entonces que los resultados son satisfactorios desde el punto de vista técnico y ambiental.

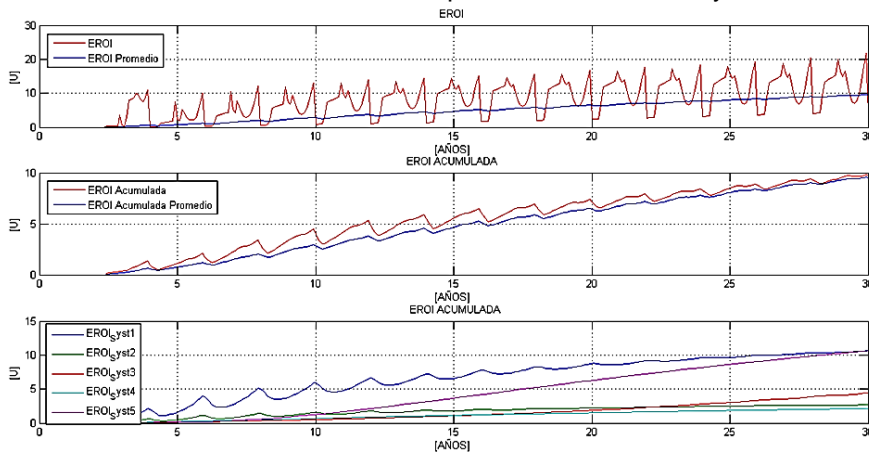


FIGURA 4. TRE Sistémica instantánea, promedio, acumulada, acumulada promedio y TRE por generación (1 la GN, 2 la GF, 3 la GH, 4 la GS y 5 la GE), respectivamente.

5. RESUMEN Y CONCLUSIONES

El presente trabajo desarrolla una metodología estandarizada y flexible, factible y viable (técnica y ambientalmente) para optimizar y evaluar planes de inversión a corto, mediano y bajo plazo en tomas de decisiones bajo incertidumbre, buscando la solución más satisfactoria en términos de Sostenibilidad energética, económica y ambiental. Esto es, se promueve el ahorro energético, mitigando las emisiones de CO₂ y asegurando la satisfacción de la mayor producción energética posible. Las ventajas de la presente metodología son las siguientes. 1) Consideración de las preferencias del tomador de decisiones (individuo, agente, etc.), nivel de aceptación (función de preferencia) e inclusión de límites máximos y mínimos (disponibilidad y escases). 2) Incorporación de la incertidumbre fundamental, que implica el desconocimiento del costo económico asociado a índices no monetizables en forma directa, que no tienen un mercado asociado y cuya resolución mediante las técnicas utilizadas en la programación matemática no es simple (dada la gran cantidad de variables, FO y restricciones, presencia de alinealidades, etc.). 3) Flexibilidad para la incorporación del análisis de procesos jerárquicos, su análisis de consistencia e incorporación de metaheurísticas tales como variantes del PSO. 4) La metaheurística Optimización por Enjambre de Partículas Evolutiva (EPSO) incorpora dos de las tres características de los algoritmos genéticos con relativa facilidad, flexibilidad y capacidad de exploración de buenas soluciones (Camargo, 2019a, 2021b, 2022c, 2022d,

2023e; Camargo et al 2023).

Se presentó una propuesta metodológica para maximizar la TRE del sistema energético argentino, minimizando el impacto ambiental producido por una transición energética a de generación renovable y maximizando la sustentabilidad Energética/Ambiental. Se aplica el Análisis del Ciclo de Vida para la determinación de los coeficientes tecnológicos (TRE por generador y sistémica). Con estos datos, se hace un Modelo Matemático definiendo las variables de estado, auxiliares y parámetros de ajustes necesarios para estudiar la problemática. Se aplica un Modelo Posibilístico basado en la Programación Dinámica Difusa Multiobjetivo, mediante la maximización de la t-norma producto de Hamacher, resuelta mediante la Metaheurística EPSO. Se buscó la inversión más satisfactoria del Sistema Energético Argentino en base a las fuentes de generación: Generación Nuclear (GN), Generación Fósil (GF), Generación Hidráulica (GH), Generación Solar (GS) y Generación Eólica (GE).

Se observó la dependencia de los parámetros con los distintos gastos de etapas intermedias y transporte, VU y eficiencias. En la matriz energética final (FIGURA 2), se observa un alto incremento en la GN, pasando del 6% al 42% de la matriz energética, asegurando tener un alto respaldo. La composición de las energías renovables (GS y GE) alcanza el objetivo del 20%, y considerando la GH, esta alcanza la tercera parte de la matriz energética, cumpliendo con las expectativas de la modificación de la ley 26190 de energías renovables. Se obtuvo una gran inversión en GN que mitigó enormemente las emisiones, aunque esta exige políticas de estado y un amplio consenso y campañas de concientización. Incluida la GH, la matriz energética posee más de la tercera parte en energías renovables, y teniendo en cuenta la GN, un 74% de generación sin emisiones de CO₂ directas. Los TR indican que la generación Eólica y Nuclear son fuentes viables de reemplazo de la GF. Debieron considerarse FO que minimicen la inversión de las renovables (GE en las etapas iniciales) buscando no vulnerar la estabilidad y confiabilidad del sistema. El trabajo obtuvo resultados coherentes, técnicamente factibles y satisfactorios respecto al escenario más satisfactorio de transición energética para la matriz energética argentina. La TRE es un buen complemento en la evaluación de un proyecto con otros índices económicos y ambientales.

En futuros trabajos se realizarán optimizaciones Multiobjetivo (MOPSO), análisis de la Frontera de Pareto, estudio del trade-off entre objetivos (Camargo, 2023e) y una comparación con otros algoritmos multiobjetivos (otros PSO, Algoritmos genéticos, Colonia de hormigas, redes neuronales, etc.). A pesar del aparente éxito de la aplicación de la metodología, se requiere un fuerte control y realimentación en el ajuste de los datos y parámetros utilizados, ya que el modelo es altamente sensible al cambio en los mismos, tanto en las restricciones del espacio de búsqueda de la Metaheurística utilizada. Futuras investigaciones deben verificar más exactamente los parámetros del modelo utilizado, realizando ciclos de vida de los generadores según tipo, tamaño, potencia y distancias de transporte, etc. El presente trabajo servirá como base para futuros análisis y mejoras en su metodología, solución obtenida y aportes para la optimización multiobjetivo de proyectos energéticos (con energías

renovables), ambientales, económicos, sociales, etc. Deben realizarse estudios técnicos y de estabilidad estática/dinámica de la red para validar los resultados.

6. REFERENCIAS

- Camargo, F. G. (2019a). Metodología regulatoria para propiciar la eficiencia energética desde el lado de la oferta en sistemas de distribución de energía eléctrica, 32, 1-330. Fundación Suyay. Recovered from <http://hdl.handle.net/20.500.12272/7010>
- Camargo, F. G. (2021b). Survey and calculation of the energy potential and solar, wind and biomass EROI: application to a case study in Argentina. *DYNA*, 88(219), 50-58. <https://doi.org/10.15446/dyna.v88n219.95569>
- Camargo, F. G. (2022c). Dynamic Modeling of The Energy Returned On Invested. *DYNA*, 89(221), 50-59.
- Camargo, F. G. (2022d). Fuzzy multi-objective optimization of the energy transition towards renewable energies with a mixed methodology. *Production*, 32, e20210132. <https://doi.org/10.1590/0103-6513.20210132>.
- Camargo, F. G. (2023e). A hybrid novel method to economically evaluate the carbon dioxide emissions in the productive chain of Argentina. *Production*, 33. <http://dx.doi.org/10.1590/0103-6513.20220053>
- Camargo, F. G., & Schweickardt, G. A. (2014). Estimación de la tasa de retorno energético: Análisis comparativo de las metodologías disponibles en la actualidad. <https://publicaciones.ucuenca.edu.ec/ojs/index.php/maskana/article/view/575>
- Camargo, F. G., Casanova Pietroboni, C. A., Pérez, E., & Schweickardt, G. A. (2019). Metodología regulatoria para propiciar la eficiencia energética desde el lado de la oferta con penetración de fuentes primarias de energías renovables. Parte 1: Descripción y alcance del modelo de optimización. <https://ria.utn.edu.ar/handle/20.500.12272/5349>.
- Camargo, F. G., Sarroca, E., Faure, O., Argañaraz, F. D., Cabana, J. A., Karam, C., Sosa, G., Romero, Y. R., Calbo, V., & Perez, E. A. (2023). Discusión de la teoría económica y su aplicación en modelos multidisciplinares energéticos: Parte 1: Introducción a los métodos de decisión difusos. *Revista De La Escuela De Perfeccionamiento En Investigación Operativa*, 31(53). Recuperado a partir de <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/epio/article/view/41269>
- Camargo, F. G., Schweickardt, G. A., & Casanova, C. A. (2018). Maps of Intrinsic Cost (IC) in reliability problems of medium voltage power distribution systems through a Fuzzy multi-objective model. *Dyna*, 85(204), 334-343. <https://doi.org/10.15446/dyna.v85n204.65836>.