

Modelo De Decisión Multi-Criterio Con La Aplicación De La Metaheurística FEPSO Para La Determinación Del Escenario Óptimo Que Propicie La Penetración De Las Fuentes Primarias De Generación Renovables según la Tasa de Retorno Sistémica. Parte 2: Estudio De Caso.

Federico G. Camargo
cam_federico@hotmail.com

Gustavo A. Schweickardt
schweickardt@frcu.utn.edu.ar

CONICET - Universidad Tecnológica Nacional

Facultad Regional Concepción del Uruguay

Ing. Pereira 676 - 3260

Concepción del Uruguay - Argentina

Abstract

In this work, a possibilistic model based on Fuzzy Multiobjective Dynamic Programming was applied, using to Metaheuristics FEPSO by the maximization of the product t-norm Hamacher. This method was applied for growing of Argentinean Energy System based on generation sources as Nuclear, Fossil, Hydro, Solar and Wind Power. Energy and Environmental Sustainability was found to ensure, defining some criteria and influencing factors in the medium and long term. The intention is its incorporation into areas of discussion and relevant education, promoting their dissemination and criticism.

Keywords

Multiobjective Optimization; Fuzzy Sets; Fuzzy Dynamic Programming, Energy Returned on Energy Investment (EROI).

Resumen

En el presente trabajo se aplicó un Modelo Posibilístico basado en la Programación Dinámica Difusa Multiobjetivo, mediante la maximización de la t-norma producto de Hamacher, resuelta mediante la Metaheurística FEPSO. Se aplicó el método para el crecimiento del Sistema Energético Argentino en base a

las fuentes de generación: Nuclear, Fósil, Hidráulica, Solar y Eólica. Se buscó garantizar la sustentabilidad energética y ambiental, definiendo algunos criterios y factores influyentes a mediano y largo plazo, con la intención de incorporarlos en ámbitos de discusión y enseñanza pertinentes, propiciando su difusión y críticas.

Palabras Claves

Optimización Multiobjetivo; Conjuntos Difusos; Programación Dinámica Difusa (PDD), Tasa de Retorno Energético (TRE).

1. Introducción

1.1. Metaheurísticas

El concepto de metaheurística está ampliamente estudiado y desarrollado en el estado del arte, basado en la idea original de Glover. Se acepta como la más descriptiva la definición de J. P. Kelly: "Las metaheurísticas son una clase de métodos aproximados que están diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria en los que los heurísticos clásicos no son efectivos. Las metaheurísticas proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la

evolución biológica y los mecanismos estadísticos” [6]. El uso de Metaheurísticas permite obtener algoritmos de propósito general, ofreciendo soluciones generalmente satisfactorias en una amplia cantidad de problemas, con relativa facilidad de implementación y que pueden ser utilizadas con procesamiento paralelo. Sin embargo, entre las limitaciones que poseen se encuentran en que son algoritmos aproximados, altamente no determinísticos (probabilísticos) y presentan poca base teórica. Dentro del conjunto de metaheurísticas disponibles en el estado del arte se desarrolla la metaheurística PSO, por su amplia versatilidad, facilidad de implementación y buena performance.

1.2. Estado Del Arte y Objetivo Del Modelo De PDD

El uso de la metodología propuesta en el presente trabajo tiene el objetivo de establecer un plan de inversión a largo plazo, con el fin de determinar el escenario óptimo en términos de Sustentabilidad Energética: propiciar el ahorro energético, mitigar las emisiones de CO2 y garantizar la satisfacción de la mayor demanda energética posible. Ello requiere de la elaboración de modelos matemáticos cuya resolución exige el uso de software de difícil o costoso acceso, y cuyos supuestos simplificados daría como resultados soluciones subóptimas o alejadas de la realidad. Entre las dificultades que se plantean se encuentra la gran cantidad de parámetros y restricciones del problema. A su vez la no linealidad existente presenta complicaciones en la solución del problema, recurriendo a la linealización de la función objetivo y/o restricciones. La dificultad de valorizar atributos del sistema que no son monetizables también es un problema serio a la hora de la resolución de problemas de carácter multi-objetivo, y la solución obtenida puede no ser representativa. Por último, existen dificultades de reconocer las incertidumbres asociadas al problema, como la llamada Incertidumbre Fundamental, asociada al desconocimiento de la respuesta de un sistema y la probabilidad de ocurrencia. Por lo tanto se busca una alternativa que permita la resolución de estos problemas, obteniendo resultados satisfactorios y que representen a la problemática estudiada. Se realiza una profundización de la metodología propuesta en anteriores publicaciones, respecto a la determinación de la Tasa de Retorno Energético (TRE) - Energy Return On Investment (EROI) - de los generadores y extrapolar el concepto para obtener una TRE del sistema [1], [2] y [3]. Se realiza un Modelo Posibilístico mediante la aplicación de la Programación Dinámica Difusa. La resolución del mismo fue realizada mediante la utilización de la Metaheurística F-PSO (Fuzzy Particle Swarm Optimization) [3]. Se utiliza una variante simplificada de las metodologías utilizadas para resolver

satisfactoriamente en problemas de las Redes De Distribución De Energía Eléctrica, principalmente para el balance de fases.

2. Metaheurística FEPSO

Se procede en primer lugar a realizar una justificación teórica de la metodología utilizada para la resolución del problema, descripción de las Metaheurísticas PSO clásica y la variante utilizada EPSO, con la extensión al dominio Multiobjetivo mediante el uso de las funciones de aptitud difusas.

2.1. La Metaheurística PSO

En el modelo *PSO Clásico* existe un conjunto de alternativas (cuya factibilidad exhibe cierto grado de aptitud), las cuales son denominadas *partículas*. El conjunto es la población o *enjambre*. Desde una iteración a la siguiente, cada partícula se mueve en el espacio de búsqueda, conforme a cierta *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 (aspecto referido en el modelo como vida pasada de la partícula); entonces b_i se corresponderá con el óptimo individual de la partícula i en su vida pasada. Del mismo modo, se indicará mediante b_G al óptimo global alcanzado por el sistema de partículas hasta la iteración presente. Dado el vector que indica la posición de las partículas en cierta iteración $[k]$, $X^{[k]}$, el cambio de posición en la iteración siguiente, $[k + 1]$, para la partícula i -ésima, resultará de la siguiente regla de movimiento [7]:

$$X_i^{[k+1]} = X_i^{[k]} + V_i^{[k+1]} \quad (1)$$

El vector velocidad para la partícula i -ésima, se expresa como sigue:

$$V_i^{[k+1]} = V_i^{[k]} + w_c \times (r_1^{[k]}) \times [b_i^{[k]} - X_i^{[k]}] + w_s \times (r_2^{[k]}) \times [b_G^{[k]} - X_i^{[k]}] \quad (2)$$

El término $w_c \times (r_1^{[k]}) \times [b_i^{[k]} - X_i^{[k]}]$ representa la *inercia* o *hábito* 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 $w_s \times (r_2^{[k]}) \times [b_G^{[k]} - X_i^{[k]}]$ representa la *memoria* o *capacidad cognitiva* de la partícula i : es atraída por el mejor punto del espacio de búsqueda alcanzado individualmente en su vida pasada; y el tercer término representa la *cooperación* entre el conjunto, o *capacidad social*, de la partícula i respecto del enjambre: las partículas comparten información sobre la mejor posición globalmente alcanzada por el enjambre. La incidencia de estos factores sobre cada partícula, está dada por las constantes o parámetros del modelo, w_c y w_s . El

parámetro w_c recibe el nombre de *constante cognitiva* y el parámetro w_s se denomina *constante social* del enjambre. Intervienen los números aleatorios (r_1) y (r_2), uniformemente distribuidos en $[0,1]$, $U[0,1]$, y cuyo objetivo es emular el comportamiento estocástico (un tanto impredecible), que exhibe la población o enjambre, en cada iteración $[k]$.

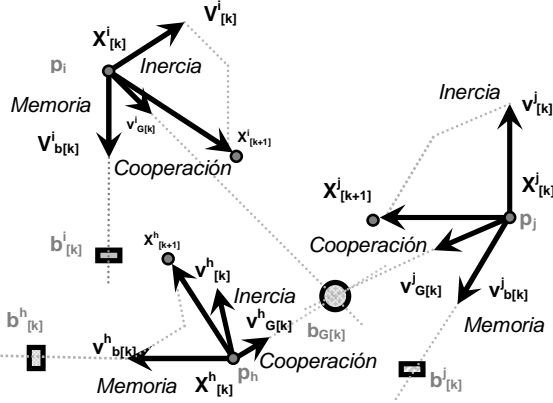


Fig. 1. Diagrama Causal de Producción de un Sector i.

2.2. Mecanismos de ajuste

En ciertos casos es necesario ajustar la Posición y/o la Velocidad de las partículas, ya sea por características del dominio del problema, o para acotar el espacio de búsqueda. En estos escenarios se aplican criterios para mantener la partícula dentro de valores predefinidos [7].

Criterio de magnitud de velocidad máxima

Dado que los cambios en la velocidad son estocásticos, un resultado no deseado es que la trayectoria de las partículas pierda el control y se expanda en ciclos cada vez más largos. El método tradicional para controlar este comportamiento es fijar una velocidad máxima, V_m^{Max} , y ajustar la velocidad de cada partícula con el siguiente criterio:

$$VV = \begin{cases} V^{Max} & , V^{Max} \geq v \\ -V^{Max} & , V^{Max} \leq v \end{cases} \quad (3)$$

Criterio pared reflectante

Este criterio ajusta las posiciones, y se realiza con la siguiente regla:

$$P = \begin{cases} p^{Max} & , p^{Max} < P \\ -p^{Max} & , p^{Max} > P \end{cases} \quad (4)$$

Criterio pared frontera

Este criterio ajusta las posiciones, y es análogo al de la magnitud de velocidad máxima:

$$P = \begin{cases} p^{Max} & , p^{Max} < P \\ p^{Min} & , p^{Min} > P \end{cases} \quad (5)$$

Criterio de redondeo

Este criterio se aplica a problemas cuyas variables son discretas y puede ser implementado de diversas formas, siendo la más común: $P = \text{round}(P)$. Siendo $\text{round}()$ la función de redondeo al entero más cercano.

2.3. La Metaheurística EPSO

La variante EPSO (Evolutionary Particle Swarm Optimization): 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, se sintetiza en la velocidad de la partícula i -ésima:

$$V_i^{[k+1]} = w_{iI}^{*[k]} \times V_i^{[k]} + w_{iC}^{*[k]} \times [b_i^{[k]} - X_i^{[k]}] + w_{iS}^{*[k]} \times [b_G^{[k]} - X_i^{[k]}] \quad (6)$$

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, como expresión general:

$$w_{i[I,C,S]}^{*[k+1]} = w_{i[I,C,S]}^{*[k]} \times [1 + \sigma \times N(0,1)] \quad (7)$$

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 también es perturbado en cada iteración, según la regla:

$$b_G^{*[k+1]} = b_G^{*[k]} + w_{iN}^{*[k]} \times N(0,1) \quad (8)$$

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 $[k]$). El nuevo parámetro, como se indica con el superíndice (*), es también mutado según la regla.

2.4. Extensión al dominio Multi-Objetivo

Para formalizar la extensión FPSO, se propone aplicar el principio de toma de decisión en ambientes difusos, formulado por Bellman y Zadeh. Primeramente se dirá que un Conjunto Difuso, constituye una función, denominada 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. Entonces el principio de Bellman y Zadeh, puede sintetizarse como sigue:

Considérese un conjunto de objetivos difusos: $\{O\} = \{O1, O2, \dots, ON\}$, cuyas funciones de pertenencia resultan ser μOj , con $j = 1 \dots N$, y un conjunto de restricciones difusas: $\{R\} = \{R1, R2, \dots, RH\}$, cuyas funciones de pertenencia resultan ser μRi , con $i = 1 \dots H$.

Se denomina Conjunto Difuso de Decisión, al obtenido mediante:

$$D = O1 < C > O2 < C > \dots < C > ON < C > R1 < C > R2 < C > \dots < C > RH \quad (9)$$

donde $< C >$ es un operador entre Conjuntos Difusos que recibe el nombre de confluencia (por caso, la intersección). Asociado al operador $< C >$ entre los conjuntos difusos, existe un operador C entre sus funciones de pertenencia, que genera, desde (3), el valor de pertenencia del Conjunto Difuso de Decisión, conforme los valores individuales de las funciones de pertenencia del segundo miembro. Es decir:

$$\mu D = \mu O1 C \dots C \mu ON C \mu R1 C \dots C \mu RH \quad (10)$$

El operador C , recibe el nombre general de 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, en el conjunto de funciones de pertenencia del segundo miembro de la expresión (4). Entonces, si $\{A\}$ es un conjunto de alternativas sobre las que debe decidirse por la mejor, en términos del 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, dado por:

$$\mu D^{Max} = \text{MAX}[A] \{ \mu O1 C \dots C \mu ON C \mu R1 C \dots C \mu RH \} \quad (11)$$

Nótese que todos los Conjuntos Difusos (objetivos y restricciones) son mapeados en el mismo Conjunto Difuso de Decisión D, tratándose de la misma forma. 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) $t(t(x,y),z) = t(x,t(y,z))$. De modo que la aplicación de tal principio para construir la función de aptitud Multi-Objetivo, seguirá los siguientes pasos: en primer lugar, cada Objetivo y cada Restricción son representados por Conjuntos Difusos. La función de aptitud difusa, $fapD$, resultará de la decisión maximizante dada por la expresión (5), y por último se debe definir una t-norma. Sobre cada objetivo/restricción, los Conjuntos Difusos solidarios a sus variables, se definen del siguiente modo: Considérense, dos límites, superior e inferior, en los valores posibles de la variable

correspondiente a cierto objetivo/restricción m , v_m . Se referirán como v_m^{Max} y v_m^{Min} , respectivamente. Adicionalmente, sea $p\mu_m$ su ponderador exponencial, cuyo efecto sobre el conjunto difuso solidario, es su contracción ($p\mu_m > 1$, caso b), aumentando la importancia del objetivo/restricción en la confluencia $< C >$, o dilatación ($p\mu_m < 1$, caso c), disminuyendo dicha importancia. Entonces, la función de pertenencia adoptada, de característica base lineal (este es el caso cuando $p\mu_m = 1$), genérica para el objetivo/restricción m-ésimo, resultará de la expresión condicional: $\forall m \text{ en } [1..M]$, con M variables objetivo/restricción (minimización):

$$\mu_m(v_m) = \begin{cases} 1 & , v_m^{Min} \geq v_m \\ \left(\frac{v_m^{Max} - v_m}{v_m^{Max} - v_m^{Min}} \right)^{p\mu_m} & , v_m^{Min} \leq v_m \leq v_m^{Max} \\ 0 & , v_m^{Max} \leq v_m \end{cases} \quad (12)$$

Para maximización la expresión es la siguiente:

$$\mu_m(v_m) = \begin{cases} 0 & , v_m^{Min} \geq v_m \\ \left(\frac{v_m - v_m^{Min}}{v_m^{Max} - v_m^{Min}} \right)^{p\mu_m} & , v_m^{Min} \leq v_m \leq v_m^{Max} \\ 1 & , v_m^{Max} \leq v_m \end{cases} \quad (13)$$

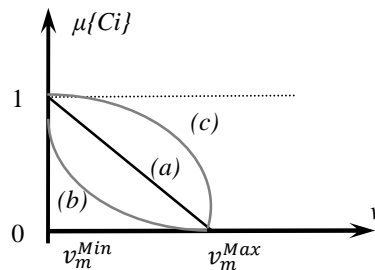


Fig. 2. Diagrama Causal de Producción de un Sector i.

2.5. Definición de la t-norma a utilizar

Debe establecerse el operador de confluencia entre los conjuntos difusos, a efectos de obtener la decisión maximizante que definirá el valor de la función difusa de aptitud en cada iteración del F-PSO. Para ello se emplea una t-norma, la cual es una función t definida en el intervalo [0, 1] aplicado también en [0, 1]. En el estado del arte se adoptó t-norma al Producto de Einstein:

$$tPEinstein: (x,y) \rightarrow \frac{x*y}{2-(x+y-x*y)} \quad (14)$$

Donde x y y son funciones de pertenencia genéricas.

Sin embargo, este operador tiene un grado de exigencia alto para casos de valores bajos de funciones de aptitud (menor a 0.5), elevada cantidad de objetivos a cumplir, o cuando el número de etapas es elevado. En el

presente trabajo se presentan las tres condiciones y por lo tanto la función de aptitud final será cercana a 0. Por lo tanto se recurrió a la t-norma llamada producto de Hamacher, definida de la siguiente forma:

$$tPHamacher: (x, y) \rightarrow \frac{x*y}{x+y-x*y} \quad (15)$$

La función de aptitud difusa en cada instancia de la estrategia $[k]$ teniendo en cuenta los objetivos/restricciones m , $\forall m \text{ en } [1..M]$.

$$fap_{Max D}^{[k]} = \mu_{Max D}^{[k]} = tPHMax \{ \mu_{m1}^{[k]}, \mu_{m2}^{[k]}, \dots; \mu_{m10}^{[k]} \} \quad (16)$$

Debido a la oposición entre las funciones objetivos y restricciones, que resultan en una función maximizante $fap_{Max D}$ cercana a 0, se aplica una normalización, respecto del valor máximo que adquiere para todas las etapas k consideradas, sobre la función de aptitud $fap_{Max D}^{[k]}$.

$$fap_{Max D}^{[k]} = \frac{\mu_{Max D}^{[k]}}{\mu_{Max D}} \quad (17)$$

Luego, la función de aptitud difusa fap_D , estará dada por la decisión maximizante $\forall k \text{ en } [kin..kf]$:

$$fap_{Max D} = tPHMax \{ fap_{Max D}^{[kin]}, fap_{Max D}^{[kin+1]}, \dots; fap_{Max D}^{[kf]} \} \quad (18)$$

Con el objetivo de no distorsionar la elección con los transitorios iniciales, no se incluyen en la decisión maximizante las primeras etapas hasta $kin = 15$.

3. Función Objetivo Y Restricciones

3.1. Funciones Objetivos:

Se puede plantear un modelo multi-objetivo donde cada función objetivo sea la potencia generada por cada generador gi , sin embargo, los objetivos a maximizar son: $EROI_{Sist}^{[k]}$, $CEOR$, $CEOF$ y $crImp^{[k]}$. La primera función objetivo está asociada a la Tasa de Retorno Energético del Sistema $EROI_{Sist}^{[k]}$.

$$iEROI_{m1}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^5 \frac{P_{gi}^{[p]}}{EROI_{gi}^{[p]}}} \quad (19)$$

La segunda función objetivo está asociada al Costo Energético de Oportunidad por riesgos asociados a la dependencia de generación renovable:

$$iCEOR_{m2}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k (\sum_{gi=4}^5 P_{gi}^{[p]} - \sum_{gi=1}^3 P_{gi}^{[p]})}{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[p]}} \quad (20)$$

Esto es, la utilización de generación fósil ante la ausencia de las mismas. La ecuación $\bar{P}_{gi}^{[k]} = \frac{\sum_{k=1}^k P_{gi}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k}$ es el promedio potencia generada en la etapa $[k]$. La tercera Función Objetivo está asociada al Costo Energético de

Oportunidad por preferencia de la generación fósil antes que la nuclear:

$$iCEOF_{m3}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k P_{g5}^{[p]} - \sum_{p=1}^k P_{g4}^{[p]}}{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[k]}} \quad (21)$$

Esto es, las las emisiones de CO2 que se incurren por haber preferido la inversión en Generación Fósil antes que la Nuclear, debido a que la generación Nuclear no tiene emisiones directas de CO2. La cuarta función objetivo está asociada a las Importaciones netas:

$$iCEI_{m4}^{[k]} = \frac{\frac{\Delta Imp^{[k]}}{Imp^{[k]}}}{\sum_{p=1}^k P} = \frac{Cr_{MyF}^{[k]} - \frac{\Delta Edt^{[k]}}{Edt^{[k]}}}{\sum_{p=1}^k P} \quad (22)$$

La quinta función objetivo está asociada a la restricción de la variable de asignación:

$$iRA_{m5}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k \|1 - ADP_{gi}^{[p]}\|}{\sum_{p=1}^k P} \quad (23)$$

La sexta función objetivo está asociada al Beneficio Energético por Inversión en Renovables:

$$iBIR_{m6}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^3 P_{gi}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k P} \quad (24)$$

La séptima función objetivo está asociada a la restricción del Costo Energético por Inversión en Fossil (CIF):

$$iCIF_{m7}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k P_{g4}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k P} \quad (25)$$

La octava función objetivo está asociada a la restricción del Costo Energético por Inversión en Nuclear (CIN):

$$iCIN_{m8}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k P_{g5}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k P} \quad (26)$$

La novena función objetivo está asociada a la restricción por Seguridad de Servicio del Sistema:

$$iSS_{m9}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[p]} S_{Sgi}}{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[k]}} \quad (27)$$

Donde S_{Sgi} es un factor de disponibilidad de la fuente de generación por indisponibilidad por averías, mantenimiento, garantía de producción en verano e invierno. La décima función objetivo está asociada a la restricción de la variable de asignación:

$$iRMR_{m10}^{[k]} = \frac{\sum_{p=1}^k \sum_{gi=1}^3 P_{gi}^{[p]}}{\sum_{p=1}^k P} \quad (28)$$

La undécima función objetivo está asociada a la restricción de la variable de asignación:

$$iPIT_{m11}^{[kf]} = \frac{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[kf]}}{\sum_{gi=1}^5 P_{gi}^{[ki]}} \quad (29)$$

3.2. Restricciones de variable de elección (Divisibilidad):

De las variables auxiliares se sabe que se deben cumplir las siguientes desigualdades:

$$0 \leq ADP_{(gi+sp) x sp}^{[k]} \leq 1 \quad (30)$$

$$0 \leq AP_{(gi+sp) \times sp}^{[k]} \leq 1 \quad (31)$$

Respecto a las restricciones de las variables auxiliares $ADP_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$ y $AP_{(gi+sp) \times sp}^{[k]}$ se cumplen las restricciones de igualdad $\sum_{gi=1}^{gn} ADP_{gi}^{[k]} = 1$ y $\sum_{gi=1}^{gn} AP_{gi}^{[k]} = 1$ respectivamente. Expresando las restricciones de desigualdad en términos de las variables de decisión $RP_{gi \times sp}^{[k]}$ y $RP_{sp \times sp}^{[k]}$, se obtienen las restricciones utilizadas en el modelo de Programación Dinámica Difusa:

$$0 \leq RP_{gi \times sp}^{[k]} \leq \frac{1}{AP_{gi \times sp}^{[k]}} \quad (32)$$

$$0 \leq RP_{sp \times sp}^{[k]} \leq \frac{1}{AP_{sp \times sp}^{[k]}} \quad (33)$$

Con el fin de limitar el espacio de búsqueda para respetar en lo posible esta restricción se realiza una aproximación de $AP_{gi \times sp}^{[k]}$, ya que depende de los valores de la variable de asignación en las etapas anteriores.

$$AP_{gi \times sp}^{[k]} = AP_{gi \times sp}^{[k-1]} (1 + Cr_{gi \times sp}) \quad (34)$$

Donde el crecimiento del sector analizado se calcula según la expresión:

$$Cr_{gi \times sp} = 1 - \frac{AP_{gi}^{[kf] \frac{1}{kf}}}{AP_{gi}^{[ki]}} \quad (35)$$

Donde $AP_{gi \times sp}^{[ki]}$ y $AP_{gi \times sp}^{[kf]}$ son la proporción de la potencia instalada del sector gi o sp analizado.

3.3. Restricciones de las funciones objetivos

Restricciones para $iEROISist_{m1}^{[k]}$:

$$iEROImin_{m1}^{[k]} \leq iEROI_{m1}^{[k]} \leq iEROImax_{m1}^{[k]} \quad (36)$$

Restricciones para $iCEOR_{m2}^{[k]}$:

$$iCEORmin_{m2}^{[k]} \leq iCEOR_{m2}^{[k]} \leq iCEORmax_{m2}^{[k]} \quad (37)$$

Restricciones para $iCEOF_{m3}^{[k]}$:

$$iCEOFmin_{m3}^{[k]} \leq iCEOF_{m3}^{[k]} \leq iCEOFmax_{m3}^{[k]} \quad (38)$$

Restricciones para $iCEI_{m4}^{[k]}$:

$$iCEImin_{m4}^{[k]} \leq iCEI_{m4}^{[k]} \leq iCEImax_{m4}^{[k]} \quad (39)$$

Restricciones para $iRA_{m5}^{[k]}$:

$$iRAmin_{m5}^{[k]} \leq iRA_{m5}^{[k]} \leq iRAmax_{m5}^{[k]} \quad (40)$$

Restricciones para $iBIR_{m6}^{[k]}$:

$$iBIRmin_{m6}^{[k]} \leq iBIR_{m6}^{[k]} \leq iBIRmax_{m6}^{[k]} \quad (41)$$

Restricciones para $iCIF_{m7}^{[k]}$:

$$iCIFmin_{m7}^{[k]} \leq iCIF_{m7}^{[k]} \leq iCIFmax_{m7}^{[k]} \quad (42)$$

Restricciones para $iCIN_{m8}^{[k]}$:

$$iCINmin_{m8}^{[k]} \leq iCIN_{m8}^{[k]} \leq iCINmax_{m8}^{[k]} \quad (43)$$

Restricciones para $iSS_{m9}^{[k]}$:

$$iSSmin_{m9}^{[k]} \leq iSS_{m9}^{[k]} \leq iSSmax_{m9}^{[k]} \quad (44)$$

Restricciones para $iRMR_{m10}^{[k]}$:

$$iRMRmin_{m10}^{[k]} \leq iRMR_{m10}^{[k]} \leq iRMRmax_{m10}^{[k]} \quad (45)$$

Restricciones para $iPIt_{m11}^{[kf]}$:

$$iPItmin_{m11}^{[kf]} \leq iPIt_{m11}^{[kf]} \leq iPItmax_{m11}^{[kf]} \quad (46)$$

Se adoptan los valores mínimos para la $EROISist^{[k]}$ la penetración con generación solar fotovoltaica, ya que es la fuente de menor rendimiento y aprovechamiento. Si bien el uranio no es un recurso renovable, como valor máximo se adopta la generación nuclear, ya que provee una generación continua y estable, ratificándose en una $EROI$ alta. Para los índices para los costos y beneficios energéticos se utilizaron límites estimados en base a la variable ficticia estimada en la ecuación (36), aplicando factores de corrección.

4. Función De Pertenencia Para Funciones Objetivos - Modelo de Programación Dinámica Difusa

Las funciones de aptitud difusa utilizadas en el presente trabajo se basan en las funciones de pertenencia de maximización y minimización. Por simplicidad se adoptó que los ponderadores de las funciones de pertenencia para cada criterio de evaluación sean de valor unitario, esto es $p_{\mu m} = 1$. Esto permite que el escenario planteado defina cual es la fuente de generación que debe darse prioridad para la conexión de los generadores en Generación Distribuida.

4.1. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso De La Tasa de Retorno Energético (TRE) - Energy Returned On Energy Investment (EROI o EROEI)

El Conjunto Difuso De La Tasa De Retorno Energético (TRE) - Energy Returned On Energy Investment (EROI o EROEI), tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{1m}(iEROI_{m1}^{[k]}) = \begin{cases} 0 & , v_{Min\ 1}^{[k]} \geq iEROI_{m1}^{[k]} \\ \left(\frac{iEROI_{m1}^{[k]} - v_{Min\ 1}^{[k]}}{v_{Max\ 1}^{[k]} - v_{Min\ 1}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min\ 1}^{[k]} \leq iEROI_{m1}^{[k]} \leq v_{Max\ 1}^{[k]} \\ 1 & , v_{Max\ 1}^{[k]} \leq iEROI_{m1}^{[k]} \end{cases} \quad (47)$$

4.2. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso Del Costo Energético por Optar por Renovables (CEOR)

El Conjunto Difuso Del Costo Energético por Optar por Renovables (CEOR) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{2m}(iCEOR_{m2}^{[k]}) = \begin{cases} 0 & , v_{Min 2}^{[k]} \geq iCEOR_{m2}^{[k]} \\ \left(\frac{iCEOR_{m2}^{[k]} - v_{Min 2}^{[k]}}{v_{Max 2}^{[k]} - v_{Min 2}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min 2}^{[k]} \leq iCEOR_{m2}^{[k]} \leq v_{Max 2}^{[k]} \\ 1 & , v_{Max 2}^{[k]} \leq iCEOR_{m2}^{[k]} \end{cases} \quad (48)$$

4.3. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso Del Costo Energético por Optar por Fósil (CEOF)

El Conjunto Difuso Del Costo Energético por Optar por Fósil (CEOF) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{3m}(iCEOF_{m3}^{[k]}) = \begin{cases} 0 & , v_{Min 3}^{[k]} \geq iCEOF_{m3}^{[k]} \\ \left(\frac{iCEOF_{m3}^{[k]} - v_{Min 3}^{[k]}}{v_{Max 3}^{[k]} - v_{Min 3}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min 3}^{[k]} \leq iCEOF_{m3}^{[k]} \leq v_{Max 3}^{[k]} \\ 1 & , v_{Max 3}^{[k]} \leq iCEOF_{m3}^{[k]} \end{cases} \quad (49)$$

4.4. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso Del Beneficio por Inversión en Renovables (BIR)

El Conjunto Difuso Del Beneficio por Inversión en Renovables (BIR) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{6m}(iBIR_{m6}^{[k]}) = \begin{cases} 0 & , v_{Min 6}^{[k]} \geq iBIR_{m6}^{[k]} \\ \left(\frac{iBIR_{m6}^{[k]} - v_{Min 6}^{[k]}}{v_{Max 6}^{[k]} - v_{Min 6}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min 6}^{[k]} \leq iBIR_{m6}^{[k]} \leq v_{Max 6}^{[k]} \\ 1 & , v_{Max 6}^{[k]} \leq iBIR_{m6}^{[k]} \end{cases} \quad (50)$$

4.5. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso De Restricción de Costo Energético de Importación (CEI)

El Conjunto Difuso De Restricción de Costo Energético de Importación (CEI) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{4m}(iCEI_{m4}^{[k]}) = \begin{cases} 0 & , v_{Min 4}^{[k]} \geq iCEI_{m4}^{[k]} \\ \left(\frac{iCEI_{m4}^{[k]} - v_{Min 4}^{[k]}}{v_{Max 4}^{[k]} - v_{Min 4}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min 4}^{[k]} \leq iCEI_{m4}^{[k]} \leq v_{Max 4}^{[k]} \\ 1 & , v_{Max 4}^{[k]} \leq iCEI_{m4}^{[k]} \end{cases} \quad (51)$$

4.6. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso De Restricción de Asignación (RA)

El Conjunto Difuso De Restricción de Asignación (RA) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{5m}(iRA_{m5}^{[k]}) = \begin{cases} 1 & , v_{Min 5}^{[k]} \geq iRA_{m5}^{[k]} \\ \left(\frac{v_{Max 5}^{[k]} - iRA_{m5}^{[k]}}{v_{Max 5}^{[k]} - v_{Min 5}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min 5}^{[k]} \leq iRA_{m5}^{[k]} \leq v_{Max 5}^{[k]} \\ 0 & , v_{Max 5}^{[k]} \leq iRA_{m5}^{[k]} \end{cases} \quad (52)$$

4.7. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso De Restricción por Costo por Inversión en Fósil (CIF)

El Conjunto Difuso De Restricción por Costo por Inversión en Fósil (CIF) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{1m}(iCIF_{m7}^{[k]}) = \begin{cases} 1 & , v_{Min 7}^{[k]} \geq iCIF_{m7}^{[k]} \\ \left(\frac{v_{Max 7}^{[k]} - iCIF_{m7}^{[k]}}{v_{Max 7}^{[k]} - v_{Min 7}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min 7}^{[k]} \leq iCIF_{m7}^{[k]} \leq v_{Max 7}^{[k]} \\ 0 & , v_{Max 7}^{[k]} \leq iCIF_{m7}^{[k]} \end{cases} \quad (53)$$

4.8. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso De Restricción por Costo por Inversión en Nuclear (CIN)

El Conjunto Difuso De Restricción por Costo por Inversión en Nuclear (CIN) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{8m}(iCIN_{m8}^{[k]}) = \begin{cases} 1 & , v_{Min 8}^{[k]} \geq iCIN_{m8}^{[k]} \\ \left(\frac{v_{Max 8}^{[k]} - iCIN_{m8}^{[k]}}{v_{Max 8}^{[k]} - v_{Min 8}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min 8}^{[k]} \leq iCIN_{m8}^{[k]} \leq v_{Max 8}^{[k]} \\ 0 & , v_{Max 8}^{[k]} \leq iCIN_{m8}^{[k]} \end{cases} \quad (54)$$

4.9. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso De Restricción de Seguridad de Servicio (SS)

El Conjunto Difuso De Restricción de Seguridad de Servicio (SS) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{9m}(iSS_{m9}^{[k]}) = \begin{cases} 0 & , v_{Min\ 9}^{[k]} \geq iSS_{m9}^{[k]} \\ \left(\frac{iSS_{m9}^{[k]} - v_{Min\ 9}^{[k]}}{v_{Max\ 9}^{[k]} - v_{Min\ 9}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min\ 9}^{[k]} \leq iSS_{m9}^{[k]} \leq v_{Max\ 9}^{[k]} \\ 1 & , v_{Max\ 9}^{[k]} \leq iSS_{m9}^{[k]} \end{cases} \quad (55)$$

4.10. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso Del Costo Energético por Optar por Renovables (RMR)

El Conjunto Difuso Del Costo Energético por Optar por Renovables (RMR) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{10m}(iRMR_{m10}^{[k]}) = \begin{cases} 1 & , v_{Min\ 10}^{[k]} \geq iRMR_{m10}^{[k]} \\ \left(\frac{v_{Max\ 10}^{[k]} - iRMR_{m10}^{[k]}}{v_{Max\ 10}^{[k]} - v_{Min\ 10}^{[k]}} \right)^{p_{\mu m}} & , v_{Min\ 10}^{[k]} \leq iRMR_{m10}^{[k]} \leq v_{Max\ 10}^{[k]} \\ 0 & , v_{Max\ 10}^{[k]} \leq iRMR_{m10}^{[k]} \end{cases} \quad (56)$$

4.11. Función De Pertenencia Para El Conjunto Difuso De La Potencia Instalada Total (PIt)

El Conjunto Difuso De La Potencia Instalada Total (PIt) tendrá la siguiente expresión condicional para su función de pertenencia:

$$\mu_{m\ 11}(iPIt^{[et]}) = \begin{cases} 1 & , v_{Min\ 11}^{[et]} \geq iPIt^{[et]} \\ \frac{v_{Max\ 11}^{[et]} - iPIt^{[et]}}{v_{Max\ 11}^{[et]} - v_{Min\ 11}^{[et]}} & , v_{Min\ 11}^{[et]} \leq iPIt^{[et]} \leq v_{Max\ 11}^{[et]} \\ 0 & , v_{Max\ 11}^{[et]} \leq iPIt^{[et]} \end{cases} \quad (57)$$

5. Simulación

5.1. Sistema Considerado

El sistema estudiado corresponde al Sistema Energético Argentino, en base a la composición de la Matriz Eléctrica Actual y Potencia Instalada. Los sectores de generación utilizados son Nuclear, Fossil, Hidráulica, Solar y Eólica. En la figura (3) se observa que la Matriz Eléctrica Argentina está compuesta

dominantemente por los combustibles fósiles. Según estimaciones el potencial eólico de la Argentina 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 parque de generación unificada al Sistema Argentino de Interconexión (SADI), incluyendo la potencia en marcha de prueba, alcanzó los 32.737 MW en 2016, registrando un aumento de 4,2% anual.

5.2. Análisis de los Resultados Obtenidos

En la Matriz Eléctrica final (ver figura 3 y 5), se observa que hubo un alto incremento en la generación nuclear, pasando del 6% al 42% de la Matriz Eléctrica, asegurando tener un alto respaldo en la generación. La generación eólica y solar componen más del 20%, cumpliendo con las expectativas de la modificación de la ley 26190 de energías renovables. Considerando la energía hidráulica, la Matriz Eléctrica está compuesta por más de la tercera parte en energías renovables, y teniendo en cuenta la Nuclear, un 74% de generación sin emisiones de CO2 directas. Esto implica una gran mitigación de las emisiones como se ve en la figura 11. En la figura 6 se observan las curvas de EROI o TRE para los escenarios de máxima inversión por sector de generación: Nuclear, Fósil, Hidráulico, Solar y Eólico. Se observa que la relación entre la energía obtenida respecto a la invertida del sistema $EROI_{m\ gi}^{[k]}$ inicialmente crece rápidamente para la Generación Eólica, aunque su valor es asintótico a la Tasa de Retorno Energético de la fuente correspondiente. Esto se debe a varias razones: en primer lugar el bajo tiempo de fabricación, instalación y vida útil respecto a las otras fuentes de generación, como se observa en la tabla 1. El Tiempo de Recuperación (TR) de la fuente es la relación entre la Vida Útil y la EROI de la generación, es decir, el tiempo en años que tarda en recuperarse la energía invertida. La Generación Nuclear, si bien posee la mayor EROI, el tiempo de fabricación e instalación es mayor a 5 años, y a los 10 años aproximadamente (casi 7 años a partir de la puesta en marcha) se recupera la energía invertida. El Tiempo de Recuperación (TR) del sistema es similar, aunque se obtiene de la figura 6, para cada escenario propuesto. Por esta razón se agregaron restricciones para la fabricación de la generación renovable, teniendo en cuenta Costos Energéticos, Seguridad de Servicio, Proporción máxima en la Matriz Eléctrica, etc. El objetivo fue evitar que este transitorio inicial produzca una excesiva inversión en energías renovables, resultando una Matriz Eléctrica inviable técnicamente.

5.3. Datos y Resultados

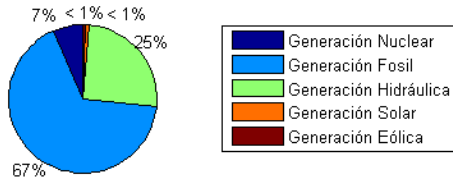
Tabla 1. Resultados por Fuente de Generación.

	EROI	VU [Años]	TR de la Fuente [Años]	TR del Sistema [Años]
Eólica	11.1	25	2.25	0.9
Solar	2.8	25	9.05	3.3
Hidráulica	8.7	80	9.25	11.83
Fósil	6.5	15	2.33	10.92
Nuclear	14.3	40	2.81	6.83

Tabla 2. Resultados por Fuente de Generación.

	Factor Seguridad de Servicio SS
Eólica	0.31
Solar	0.44
Hidráulica	0.83
Fósil	0.89
Nuclear	0.93

COMPOSICIÓN DE MATRIZ ENERGÉTICA INICIAL



COMPOSICIÓN DE MATRIZ ENERGÉTICA FINAL

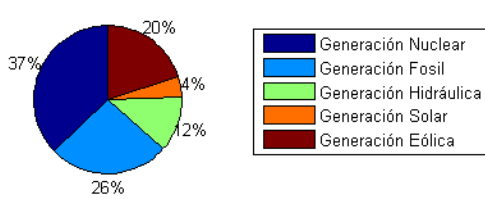


Fig. 3. Composición de Matriz Eléctrica Argentina Inicial y Final, respectivamente.

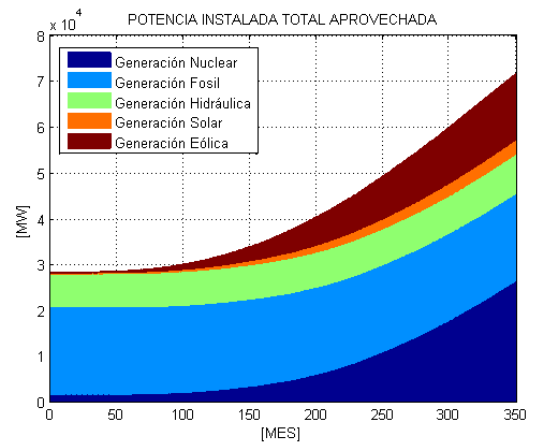


Fig. 4. Potencia Instalada Aprovechada de dlos Generadores Instalados.

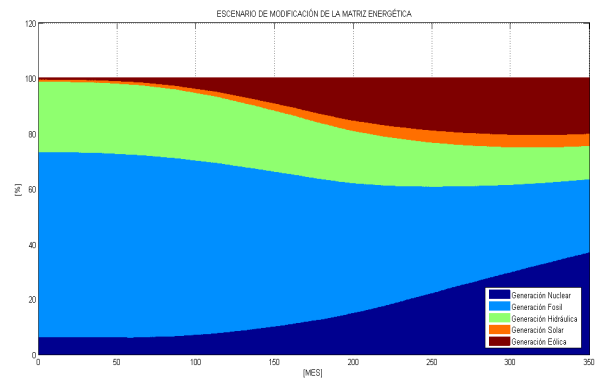


Fig. 5. Variación De La Matriz Eléctrica Según El Escenario Óptimo Resuelto.

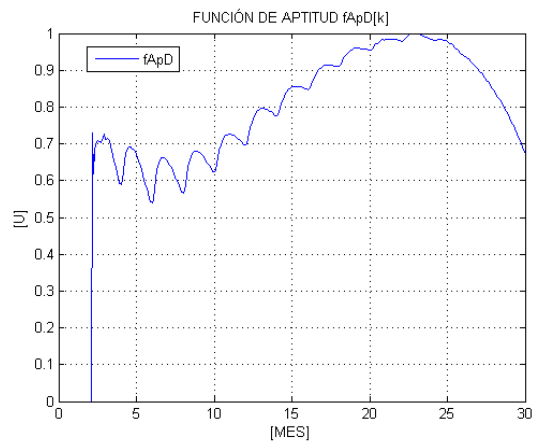


Fig. 6. Diagrama Causal de Producción de un Sector i.

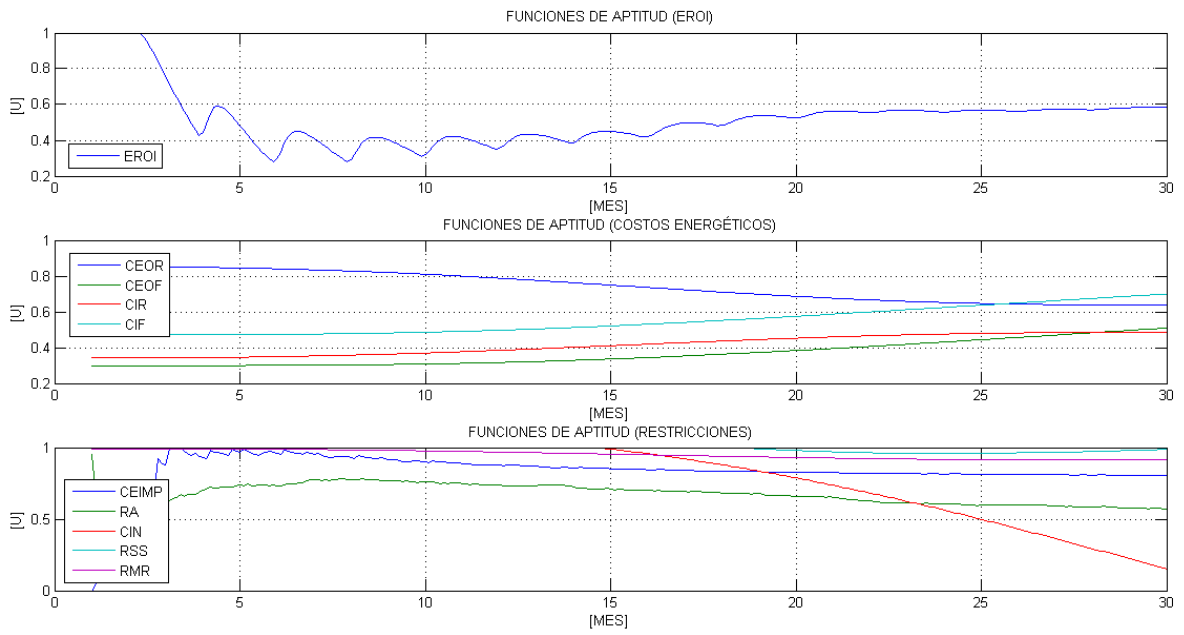


Fig. 7. Tasa de Retorno Energético Sistémica (Acumulada y Promedio) y Por Generación.

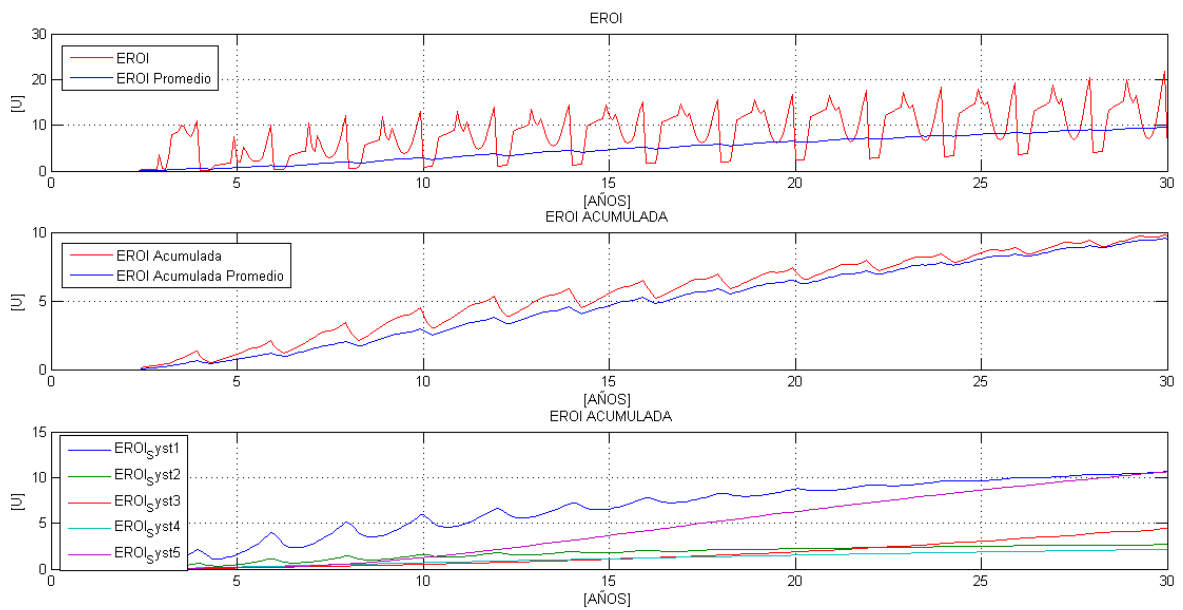


Fig. 8. Funciones de Aptitud para Funciones Objetivo y Restricciones.

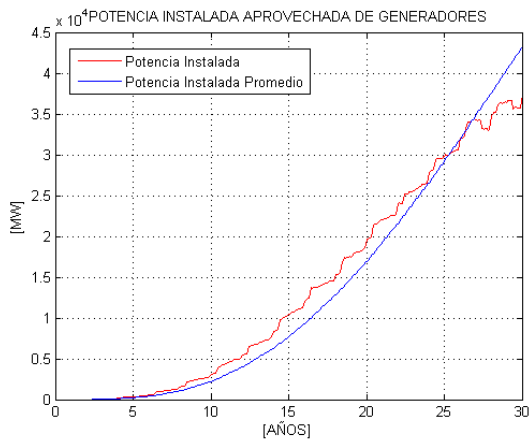


Fig. 9. Potencia Instalada Aprovechada en Generadores Instalados.

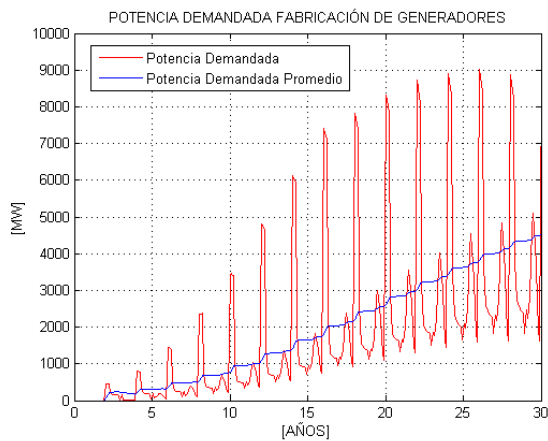


Fig. 10. Potencia Demandada en Fabricación de Generadores.

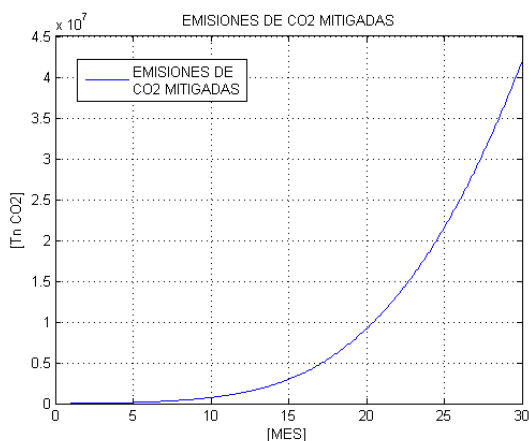


Fig. 11. Diagrama Causal de Producción de un Sector i.

6. Conclusiones

Se observó que el modelo de decisión multi-criterio con la aplicación de la metaheurística FEPSO para la penetración de las FPGR según la TRE Sistémica obtuvo resultados técnicamente factibles y que, en principio, no vulneran la sustentabilidad del sistema. La composición de las energías renovables (Solar y Eólica) alcanza el objetivo del 20%, y considerando la energía hidráulica, esta alcanza la tercera parte de la Matriz Eléctrica. La potencia instalada total sigue la tendencia de crecimiento del Sistema Energético Argentino, y la composición de la Matriz Eléctrica final exige fuertes políticas de estado, un amplio consenso con los distintos sectores de la sociedad, y campañas de concientización. Con este modelo de crecimiento de despacho energético, deben realizarse estudios técnicos y de estabilidad estática/dinámica de la red, con el fin de verificar y validar los resultados obtenidos. A pesar del aparente éxito de la aplicación de la metodología, se requiere un fuerte control y realimentación en el ajuste de los datos 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, como en los parámetros del modelo. Futuras investigaciones deben verificar más exactamente los parámetros del modelo utilizado, realizando ciclos de vida de los generadores según tipo, tamaño, potencia, lugares de fabricación y distancias de transporte, etc.

7. Referencias

- [1] Camargo F. G., Schweickardt G., Modelación Dinámica Determinística de la Tasa de Retorno Energético : Simulación de escenarios basados en la penetración de Fuentes Primarias de Energías Renovables en forma Distribuida, CONAIIISI 2015, ISBN: 978-987-1896-47-9.
- [2] Camargo F. G., Schweickardt G., Estimación de la Tasa De Retorno Energético: Análisis Comparativo de las Metodologías Disponibles en la Actualidad, . Revista Científica Maskana, Volumen 5, No. 2, Especial Ingeniería Eléctrica & Electrónica, Ecuador: Universidad de Cuenca, Diciembre 2014, ISSN 1390-6143.
- [2] Schweickardt G, Pérez E. A., Camargo F. G., “Cálculo De La Tasa De Retorno Energético Con Orientación A Los Sistemas Basados En Fuentes Primarias De Generación Renovable” XVI ERIAC Decimosexto Encuentro Regional Iberoamericano de CIGRÉ (Consejo Internacional de Grandes Redes Eléctricas), Argentina, 17 al 21 de mayo de 2015, Puerto Iguazú. ISBN 978-987-25030-3-1.
- [3] Schweickardt G. y Miranda V., Optimización Dinámica Difusa con Nivel de Riesgo Acotado. Aplicación en la Planificación y Control Regulatorio de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica. Parte 1: El modelo. Revista de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa, Nro. 30, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de

Buenos Aires, Argentina: Provincia de Buenos Aires, 2008. ISSN 0329-7322.

[4] Schweickardt G. y Miranda V., Giménez J. M., Control De La Adaptación Económica En Sistemas De Distribución De Energía Eléctrica Mediante Un Modelo Posibilístico De Optimización Dinámica: Parte 2: Modelo de Control de la Desadaptación Dinámica del Sistema y Estudio de Caso. Revista Investigación Operativa, Nro. 33, pp. 112-134, Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa, Octubre 2012. ISSN: 1853-9777.

[5] Schweickardt G. y J. M. G., Un Modelo de Incentivos para las Fuentes Primarias de Energía Renovable por Análisis Envolvente de Datos. Alteración de los Cargos de Acceso de los Generadores en un Sistema de Transmisión Eléctrica Aplicando una Función Virtual de Producción. Revista Investigación Operativa, Nro. 33, pp. 158-180, Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa, Octubre 2012. ISSN: 1853-9777.

[6] Muñoz A. D. y Fernández J. J. , Metaheurísticas, Dykinson, 2007, ISBN: 9788498490169.

[7] Kennedy, J., Eberhart, R. C., Shi, Y., Jacob, C., Koza, J. R., III, F. H. B., Keane, M. A. (2001). Swarm Intelligence. Evolutionary Computation – Morgan Kaufmann Series.