

Optimización de la operación de una microgrid considerando el costo de operación, la vida útil de las baterías y el costo de incertidumbre de energía eólica¹

Optimization of a microgrid operation considering operation cost, life of the batteries and uncertainty cost of eolic energy

E. E. Carvajal, G. J. Muñoz y S. Rivera

Recibido: junio 25 de 2018 – Aceptado: abril 28 de 2019

Resumen— Hoy en día los sistemas autónomos que incorporan las fuentes de energía renovables y sistemas de almacenamiento de energía en baterías, desempeñan un papel fundamental como solución a inconvenientes de suministro de energía. Estos sistemas son una buena alternativa, principalmente en zonas apartadas de la red eléctrica, como islas. En este paper se analizan los costos de pérdida de vida útil de las baterías, costos de operación y mantenimiento y los costos de incertidumbre, asociados a agentes energéticos renovables para una microgrid autónoma desarrollada en la isla Dong-fushan en China. Esto con el fin de obtener los parámetros adecuados para la óptima operación de la misma, así como las características específicas de vida útil de baterías del tipo lead-acid. Se pretende, por medio del algoritmo no dominante de clasificación genética, por sus siglas en inglés NSGA II, alcanzar la maximización de las ya mencionadas variables: vida útil de las baterías y reducción del costo de generación, planteando una optimización multiobjetivo. Además de lo anterior, se incluyen los costos de incertidumbre asociados a las energías renovables solar y eólica.

Palabras clave— Incertidumbre de energías renovables, microgrid, pareto, optimización multiobjetivo, vida útil de las baterías.

Abstract— Nowadays, autonomous systems that incorporate renewable energy sources and energy storage systems play a fundamental role as a solution to energy supply problems. These systems are a good alternative, mainly in remote areas of the electricity network such as islands. This paper analyzes the cost of battery life, operation and maintenance costs and the uncertainty costs associated with renewable energy agents for an autonomous microgrid developed on Dong-fushan Island in China, all in order to obtain the adequate parameters for the optimum operation of the same, without forgetting the characteristics of useful life in specific lead-acid batteries. It is intended, through the non-dominant algorithm of genetic classification (NSGA II), to achieve maximization of the aforementioned variables: useful life of the batteries, and the reduction of the generation cost, proposing a multi-objective optimization. In addition to the above, the costs of uncertainty associated with renewable wind energy are included.

Keywords— Renewable uncertainty, Microgrid, Pareto, multi-objective optimization, batteries useful life.

¹Artículo derivado del proyecto “Optimización de la operación de una microgrid considerando el costo de operación, la vida útil de las baterías y el costo de incertidumbre de energías renovables”, Facultad de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Nacional de Colombia.

E. E. Carvajal, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia, email: ecarvajalg@unal.edu.co.

G. J. Muñoz, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia, email: gjmunozl@unal.edu.co.

S. Rivera, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia, email: sriverar@unal.edu.co.

Como citar este artículo: Carvajal, E. E., Muñoz, G. J. y Rivera, S. Optimización de la operación de una microgrid considerando el costo de operación, la vida útil de las baterías y el costo de incertidumbre de energía eólica, *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 13, no. 25, pp. 23-34, enero-junio de 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.31908/19098367.4011>.

I. INTRODUCCIÓN

DEBIDO a las dificultades económicas y a los problemas de confiabilidad energética que implica interconectar zonas de difícil acceso, como islas, estas se alimentan en su mayoría por generadores Diésel, un tipo de generación que tiene como inconveniente principal, el alto costo de su materia prima y los combustibles líquidos. Por ello, la implementación de sistemas de energía que usen fuentes renovables es indispensable, dado que dichas regiones por lo general son ricas en recursos naturales, hecho que además permite la conservación del medio ambiente mediante la reducción de gases efecto invernadero [1].

Debido a estos inconvenientes, las micro redes representan una forma efectiva de solución para la integración de energías renovables, por lo que han sido ampliamente aceptadas en zonas apartadas [2]. Un aspecto importante en cuanto a la implementación de microgrids



que utilizan energías renovables, es el comportamiento intermitente de estas [3].

Al ser fuentes de energía inconstantes, diferentes al despacho económico tradicional, pueden considerarse como no programables en la optimización de la operación de un sistema de potencia, razón por la cual es importante para la operación económica del sistema usar de manera adecuada las fuentes de energía mencionadas, manteniendo confiabilidad y estabilidad en el sistema.

De manera que unos de los puntos que se analizan en este documento son: el consumo del combustible en generación de energía, los tiempos de carga y descarga de las baterías que afectan su vida útil y el costo de incertidumbre de las renovables. El último punto, debido al comportamiento estocástico de su producción, se puede modelar con una función de distribución de probabilidad [3]-[4].

Un elemento fundamental de este tipo de sistemas son las baterías, que se emplean con el fin de proporcionar calidad y confiabilidad a la red. Ya que las baterías tienen un costo significativo en un proyecto como este y tienen un ciclo de vida muy corto, se convierten en anfitrionas económicas para el análisis y la optimización del sistema, y se busca hallar las condiciones apropiadas que permitan encontrar la reducción de costos para el proyecto desarrollado en la Isla Dong-fushan, caso específico que incorpora energía solar, eólica, generadores diésel almacenamiento en baterías y la parte de la desalinización de agua en la provincia Zhejiang en China, la cual actuará, para este estudio, como la carga.

Dicho lo anterior, en este documento se evalúan dos objetivos principales: la maximización de la vida útil de las baterías mediante la inclusión de un análisis completo de las características de servicio de estas, y la minimización del costo de generación de energía, mediante el algoritmo no dominante de clasificación genética (NSGA-II), con el que se alcanzan los dos objetivos anteriores y se consigue la optimización económica de la microgrid.

II. ANTECEDENTES

A. Trabajos relacionados

Como ya se mencionó, el presente trabajo se basa en la planta de desalinización de agua marina (carga) en una isla al este de China, la cual, antes del proyecto, dependía de fuentes contaminantes. Años atrás, debido a varios problemas, en especial económicos, la isla generaba su energía mediante generadores diésel, situación que cambió desde la implementación de fuentes renovables en 2011 [4], postulándose como solución al problema energético y de potabilización de agua.

Algunas de las características más importantes del estudio del sistema implementado en Dongfushan, son [5]-[8]:

- El compone de 100 kW en paneles fotovoltaicos.
- 7 turbinas eólicas de 30 KW cada una.
- 480 baterías de ácido de plomo.

Para un total de 960 kW y, por último, un generador Diésel de 200 KW, como se ilustra a continuación en la Tabla I.

Algunos de los parámetros más importantes del sistema de control de la microgrid son SOC_{min} por sus siglas en inglés State of Charge Minimum, en español estado de carga mínimo de la batería, SOC_{stp} es el ajuste al que el estado de carga llega a un valor en el que se apaga el generador diésel y otros parámetros importantes como: P_{ren} , P_{load} , P_{excess} , P_{charge} , que se abordarán más adelante.

TABLA I
CARACTERÍSTICAS DEL SISTEMA [4].

Nombre	Turbinas Eólicas	Paneles Solares	Generador Diésel	Baterías de Ácido de Plomo
Tipo	30 kW	180 W	200 kW	2V/1000 Ah
Cantidad	7	556	1	480
Capacidad	210 kW	100 kW	200 kW	960 kWh

La estrategia de control que se implementó para este proyecto es de maestro-esclavo, donde el sistema de baterías y el generador diésel como respaldo del sistema, son las unidades de control maestro con el fin de tener en todo momento un nivel de tensión y frecuencia confiable como referencia para el sistema. Enseguida se muestra un esquema del sistema en la Figura 1:

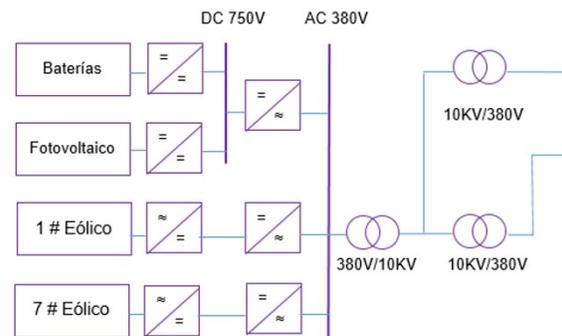


Fig. 1. Representación de la microgrid.

La lógica de control funciona así: cuando el parámetro SOC es más grande que SOC_{min} las baterías sirven como unidad maestra de control. En ese momento las baterías pueden estar en carga, descarga o en stand by, estados determinados por P_{ren} (potencia de salida de las energías renovables), P_{load} (potencia de load) y P_{excess} (potencia de exceso el cual es el valor de potencia renovable que permite la carga de las baterías). Cuando P_{ren} es mayor que P_{load} y la potencia en exceso es mayor que P_{excess} , las baterías se ponen en modo carga. Si la potencia de exceso P_{excess} es menor, las baterías se ponen en modo espera, y cuando P_{ren} es menor que P_{load} , claramente la potencia demanda es mayor que la que es posible generar. En este momento las baterías se encuentran en descarga.

En ningún momento la carga de las baterías debería ser menor que P_{charge} (valor de ajuste de la potencia de carga de las baterías cuando está en funcionamiento el Generador), ya que cuando el SOC de la batería es menor que SOC_{min} , se enciende el generador diésel y se comporta como unidad maestra de control.

En este momento, el estado de carga de las baterías aumenta hasta llegar al valor $SOC_{stp.}$, el generador se detiene y las baterías son la unidad maestra. A continuación, se muestra el algoritmo que se acaba de mencionar en un esquema en la Fig. 2.

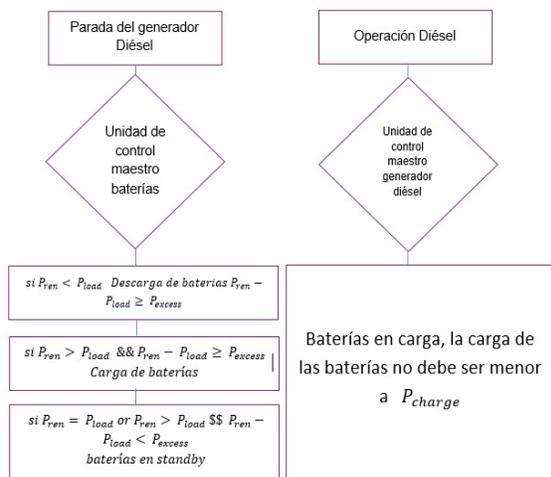


Fig. 2. Algoritmo de simulación.

B. Limitaciones

En este estudio se deja claro que existen dos limitantes principales: la primera de ellas es que, debido a razones de magnitud del problema, se ha enfocado el análisis para una red aislada, hecho que se menciona a lo largo de este artículo; en segundo lugar, se toman dos entornos de energías renovables que se nombran como escasas y abundantes fuentes renovables.

III. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

A. Modelamiento de fuentes de generación

1) Generación eólica

Se deduce de la relación entre la potencia de entrada y salida de las turbinas eólicas que usan la potencia del viento para generar energía eléctrica, como se sugiere en la función aproximada, ecuación 1, que describe este comportamiento, sea [5], [9]:

$$P_{wt}(v) = \begin{cases} 0 & v \leq v_{ci} \text{ ó } v \geq v_{co} \\ \frac{P_{rated-wt}(v - v_{ci})}{v_r - v_{ci}} & v_{ci} \leq v \leq v_r \\ P_{rated} & v_r \leq v \leq v_{co} \end{cases} \quad (1)$$

Donde V_{ci} es la velocidad de corte instantánea, V_{co} es la velocidad de corte, V_r es la velocidad nominal del viento, $P_{rated-wt}$ es la potencia nominal de salida de WT. Esta tiene una característica importante y es que la potencia de salida $P_{rated-wt}$ podrá ser ajustada de acuerdo con las condiciones de la carga.

2) Modelamiento de fuentes fotovoltaicas

Para su modelamiento, se relacionan la potencia eléctrica de salida en condiciones estándar, la intensidad de la luz del ambiente, y su temperatura, que se asumen como: irradiación solar G_{stc} es de 100 W/m^2 , la temperatura PV T_{stc} es de 25 C y la calidad óptica atmosférica relativa es la condición AM1.5. Obteniendo la siguiente ecuación 2 [6], [10]

$$P_{pv} = P_{stc} \frac{G_c}{G_{stc}} [1 + k(T_c + T_{stc})] \quad (2)$$

Donde P_{pv} es la potencia de salida del generador fotovoltaico, G_c es la irradiación del punto de funcionamiento, k es el coeficiente de temperatura de potencia, P_{stc} es la potencia de salida nominal bajo condiciones estándar, y T_c es la temperatura PV del punto de funcionamiento. Este tipo de generación también se puede controlar por medio de la manipulación de la tensión de salida; así, se genera la siguiente expresión:

$$P_{out-pv} \leq P_{pv} \quad (3)$$

Que muestra realmente que la potencia de salida del generador fotovoltaico se puede manipular bajando su potencia.

3) Modelo de las baterías de ácido de plomo

Teniendo en cuenta que las baterías son el pilar de todos los demás elementos en la generación y la suplencia de carga en una microgrid, se debe considerar que la optimización de la vida útil de estas puede cambiar en gran medida el entorno del sistema, ya que se acoplan con los otros modelos de este inciso, viento-solar-diésel-baterías; todas las combinaciones terminan en las baterías, ya que son el medio de almacenamiento. Para el modelamiento primero es importante saber que el uso en carga o descarga de las baterías depende del estado de carga de estas SOC [11]-[13].

Entonces, la potencia de salida de las baterías deberá tener el mismo comportamiento:

$$P_{cha-max} \leq P_{bat} \leq P_{discha-max} \quad (4)$$

Donde $P_{cha-max}$ es la potencia de carga máxima permitida, y $P_{discha-max}$ es la potencia de descarga máxima permitida. P_{bat} es positivo cuando se descarga, y negativo para la carga. Ahora bien, el estado de carga SOC en el momento de descarga en un lapso de tiempo (delta de tiempo) se puede definir como:

$$SOC_{t+\Delta t} = SOC_t - P_{bat-t} * \frac{\Delta t}{C_{bat}} \quad (5)$$

Donde P_{bat-t} es la potencia de la batería entre t y $t + \Delta t$, T , y C_{bat} es la capacidad de la batería. El estado de carga no puede, por ningún motivo, sobrepasar o estar por debajo de sus máximos y mínimos establecidos.

El estado de carga de las baterías de ácido de plomo SOC se asocia con la vida útil de las baterías; se debe operar a un alto SOC para hacer eficiente la vida útil, caso que para un sistema de demanda instantánea de potencia puede causar conflicto, ya que las baterías tienden a operar con un bajo SOC; existen cambios en la potencia consumida que dan como resultado un bajo SOC, la entrada de cargas repentinas y la temperatura elevada [4]

4) Modelamiento de la generación Diésel

Estos son generadores de tipo reserva, los cuales se los tienen en el sistema para suplir la necesidad de potencia en ocasiones necesarias darle estabilidad y continuo funcionamiento del sistema. La energía se suple desde un material combustible, que tendrá una relación en volumen lineal con la potencia de salida:

$$F = F_0 * P_{rated.gen} + F_1 * P_{gen} \quad (6)$$

Donde $P_{rated-gen}$ es la potencia nominal de salida, P_{gen} es la potencia de salida real y F_0 y F_1 son los coeficientes de ajuste de la curva de consumo de combustible. Basándose en los valores recomendados de [7], F_0 se establece como 0,08415 y F_1 es 0,246. Los generadores diésel suelen tener límites de potencia que pueden expresarse como:

$$K_{gen}P_{rated-gen} \leq P_{gen} \leq P_{rated-gen} \quad (7)$$

El valor de K_{gen} se fija en 0.3 basado en la sugerencia de los fabricantes del sistema de la isla de Dongfushan.

B. Análisis económico

1) Costo de generación

Básicamente, la generación tiene costos de dos tipos, en el diésel y en las renovables:

$$\begin{aligned} C_{gen} &= C_{die} + C_{ren} \\ C_{die} &= C_{loss-die} + C_{om-die} + C_{fuel} + C_{po-die} \\ C_{ren} &= C_{loss-ren} + C_{om-ren} - C_{sub} \end{aligned} \quad (8)$$

La generación diésel está compuesta por: costos de vida útil de la máquina, el costo de su operación y mantenimiento, el costo del combustible y el costo de la contaminación que este genera.

El costo de generación de las energías renovables también tiene algunas características importantes en sus costos: su vida útil y su operación y mantenimiento. Sin embargo, la generación de energía limpia produce beneficios que, en este caso, son un subsidio por generación. Los costos que se mencionan de las energías renovables no pueden ser datos contantes que se puedan programar antes de la optimización, por lo tanto, en la sección IV se contará con un nuevo costo que se adiciona a las ecuaciones (8).

2) Costo de la vida útil de las baterías de ácido de plomo

Las pérdidas en la vida útil de las baterías se pueden medir mediante un factor considerable para este mérito, el cual es ver su capacidad en Ah (Amperios hora); una expresión que da esta referencia puede ser:

$$L_{loss} = \frac{A_c}{A_{total}} \quad (9)$$

L_{loss} es la pérdida de vida de las baterías, A_c es el rendimiento acumulativo Ah efectivo en un cierto período de tiempo, y A_{total} es el total acumulado de Ah en el ciclo de vida. Estudios realizados señalan que los fabricantes suelen definir la vida útil de las baterías, donde se tienen entonces las variables para la relación. Las baterías también tienen costos en cuanto a su inversión inicial, que pueden ser elevados, y el de operación que depende de varios factores, entre ellos el SOC.

IV. COSTO DE INCERTIDUMBRE DE LAS ENERGÍAS RENOVABLES

Los elementos de generación solar y eólica se consideran como no programables en la optimización de la operación del sistema de potencia, debido a que estas fuentes o cargas en el caso de las baterías, tienen un comportamiento estocástico que, en esta investigación, se modelará con una función de distribución de probabilidad o PDF, por sus siglas en inglés [8], [14]. Modelo matemático a través del cual es posible obtener una estimación de los costos asociados a la incertidumbre de estos agentes energéticos, particularmente hablando del valor esperado de una función de costo de incertidumbre, o UCF, por sus siglas en inglés.

El cálculo analítico fue verificado en [8] a través de simulaciones de Montecarlo, apropiadas para simular la variabilidad de los recursos de energía solar y eólica, ya que estos recursos pueden ser modelados por funciones de probabilidad conocidas. Inicialmente se describen dichas UCFs.

Con este análisis se puede obtener un costo adicional que se debe tener en cuenta en la ecuación (8)

A. Descripción de las funciones de costo de incertidumbre UCF

Dada la incertidumbre de las fuentes o cargas de energía eléctrica, el despacho económico de los sistemas de energía que integran estas fuentes debe incluir un término en el costo razonable para considerar la incertidumbre mencionada. Este término se compone de dos partes:

1) Costo de penalización debido a la subestimación

Este se da cuando en el modelo de despacho se planifica una cantidad de energía proveniente de un generador, la cual es menor que la potencia disponible en él, así no se use en su totalidad la potencia que se tiene disponible, se incorpora como:

$$W_{(s,i)} < W_{(av,i)} \quad (10)$$

Donde $W_{(s,i)}$ es la potencia que se programa en despacho de parte del generador i , y $W_{(av,i)}$ es la potencia real disponible en el generador i .

2) Costo de penalización debido a la sobreestimación

Se da cuando en despacho se planifica una cantidad de potencia de un generador mayor que la potencia disponible en la fuente, es decir, potencia no disponible en un momento dado. Para suministrar la carga, el modelo requiere que se active otra fuente de energía. En este caso, es una penalización por utilizar otra fuente de energía o por energía no suministrada.

$$W_{(av,i)} < W_{(s,i)} \quad (11)$$

La UCF propuesta se dará sumando los costos como resultado de la subestimación y la sobreestimación:

$$UCF = C_{(u,i)} (W_{(s,i)} - W_{(av,i)}) + C_{(o,i)} (W_{(s,i)} - W_{(av,i)}) \quad (12)$$

Donde C_u se refiere al costo por subestimación y C_o al costo por sobreestimación.

De esta manera, el coste de penalización esperado debido a la subestimación está dado por las expresiones definidas en [8].

- Desarrollo analítico para UCF en el caso de generación eólica: la velocidad del viento no es una variable determinista a lo largo del tiempo. En muchos casos, se representa por una PDF de Rayleigh en diferentes lugares del mundo, como se afirma en [8].

- Generación Eólica: para obtener la expresión matemática del valor esperado de UCF, se toma la velocidad del viento con un comportamiento como el que se describe en [8].

$$f_v = \frac{v}{\sigma^2} * \exp\left\{-\left(\frac{v}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2\right\} \quad (13)$$

Donde:

v : Velocidad del viento

σ : Parámetro de escala Rayleigh

Con el fin de determinar la relación entre la generación de potencia activa y la velocidad del viento, se definen las siguientes condiciones de la función de conversión de energía de acuerdo con [8]. Estas funciones dependen de los siguientes parámetros:

- cut-in wind speed (v_i)
- cut-out wind speed (v_0)
- rated wind speed (v_r)
- rated power output (W_r)
- ρ y k : constantes

Condiciones:

Condición A: $v \leq v_i$ o $v \geq v_0$. Es decir, para la velocidad del viento menor que la velocidad de corte o mayor que esta, caso en el cual, debido a la insuficiente energía eólica

o a la saturación de esta, se da una potencia generada igual a 0 y $[W_w(v)=0]$.

Condición B: $v_i < v < v_r$. Cuando esto se cumple, $W_r(v) = \rho v + k$, donde se observa una relación lineal entre v y W_r .

Condición C: $v_r \leq v < v_0$. En este caso la velocidad del viento está entre la velocidad nominal y la velocidad máxima del viento a la que ya no se pueda generar. Y se cumple que (ecuación 14):

$$[W_w(v)=W_r] \quad (14)$$

B. Simulación de Montecarlo para obtener el valor esperado del costo de generación

La simulación de Montecarlo es una técnica utilizada para modelar un sistema físico o un proceso estocástico compuesto de variables aleatorias, que tienen funciones de densidad de probabilidad. La simulación se utiliza principalmente para estudiar el comportamiento de sistemas complejos no determinísticos, con el fin de generar números aleatorios computacionalmente (sin embargo, otros métodos también pueden ser utilizados), y así predecir el comportamiento del sistema [8].

En este trabajo, la simulación de Montecarlo se utiliza para determinar el costo de incertidumbre de generar, mediante la incorporación de generación fotovoltaica, energía eólica y vehículos eléctricos en un sistema de energía. El número de escenarios para las simulaciones de Montecarlo se seleccionó después de probar diferentes números de iteraciones y contrastar el valor analítico esperado con el valor esperado de Montecarlo del costo de incertidumbre. Con 105 escenarios, los dos costos esperados mencionados eran muy similares [8].

V. SIMULACIÓN DE MONTECARLO PARA DETERMINAR EL VALOR ESPERADO UCF PARA LA GENERACIÓN EÓLICA WEG

Los datos de la velocidad del viento de la función de probabilidad PDF de la zona geográfica, se usan como base. Teniendo en cuenta los escenarios de potencia generada, el costo de la subestimación y sobreestimación para cada escenario se calcula, para obtener el costo acumulado total.

Los principales pasos utilizados para realizar la simulación son los siguientes:

1. Se fija un valor de potencia que representa la potencia eólica programada establecida por el modelo de despacho.
2. Se genera un escenario de Montecarlo a través de un valor de velocidad del viento aleatorio producido para el generador seleccionado, de acuerdo con el comportamiento probabilístico de Rayleigh.
3. Dada la velocidad del viento (v), se determina el valor de la potencia generada de acuerdo con las ecuaciones mencionadas anteriormente.
4. Para la simulación de Montecarlo se usan tanto las ecuaciones de sobreestimado como las de subestimado.

5. Los pasos de 2 a 4 vuelven a ser planteados para todos los escenarios.
6. Después de repetir el paso 5, cierto número de escenarios Montecarlo, es posible obtener el histograma para el coste acumulado total equivalente al UCF.
7. Se calcula el valor esperado del coste acumulado total. Este valor es el esperado de la función de costo de incertidumbre.

TABLA II
VALORES DE ENTRADA PARA LA SIMULACIÓN DE MONTECARLO

Entradas		
símbolo	parámetro	valor
$W_{w,s,i}$	Potencia en generador i WEG [MW]	100
V_i	Velocidad cut-in del viento [m/s]	5
V_r	Velocidad nominal del viento [m/s]	15
V_0	Velocidad cut-out del viento [m/s]	45
W_r	Potencia nominal de salida [MW]	150
ρ	Constante lineal [MW/m/s]	15
k	Constante independiente [MW/m/s]	-75
σ	parámetro de escala Rayleigh	15,95
Cw,u,i	Coefficiente de costo de penalización debido a la subestimación [\$/MW]	30
Cw,o,i	Coefficiente de costo de penalización debido a la sobreestimación [\$/MW]	70
N	Numero de iteraciones	1000000

Para probar la fórmula analítica para UCF frente al valor esperado dado por los pasos mencionados, los datos de la Fig. 4, se establecen como entradas para la simulación Montecarlo en el caso WEG, Tabla II.

VI. ALGORITMO NSGA II

En este documento se propone un algoritmo genético, donde la población es clasificada en varios niveles no dominantes y cada solución es asignada; los pasos para el empleo del algoritmo son los siguientes:

1. Se genera la población P de tamaño N . Luego se produce una descendencia Q a través de la manipulación genética, y las poblaciones se combinan para formar la población R .
2. Se hace clasificación de la población Resultante R en concordancia con el Pareto Rank. De acuerdo con el pequeño rango de Pareto y pequeña intensidad, los individuos se seleccionan para formar la población parental P' de igual tamaño N .
3. Generación de la descendencia Q' de P' mediante manipulación genética. P' y Q' se combinan para generar la nueva población R' y se repiten los pasos 2 y 3 hasta que el algoritmo tenga la condición final.

SOC_{stp} , P_{excess} , P_{charge} son las variables de decisión y son las que se optimizarán mediante este método. En la población, en el código genético de cada individuo, hay 5 variables: las tres anteriormente mencionadas y los objetivos 1 y 2. La población objetivo cuenta con 200 individuos y el número de generación se ajusta en 20. Para correr el algoritmo se ajustan los valores iniciales de: SOC : 0.6, SOC_{min} : 0.5, SOC_{max} : 0.95, con un ajuste de simulación de 1h.

VII. RESULTADOS PREVIOS AL ANÁLISIS DE COSTO DE INCERTIDUMBRE

Los datos como Irradiación solar, temperatura y velocidad del viento, son los datos medidos históricamente para la isla Dongfushan. Los datos obtenidos para los mismos periodos de tiempo se usan para estimar los parámetros óptimos de las tres variables de decisión, calculados para diferentes condiciones climáticas. Para realizar una correcta comparación y análisis de los datos, se plantean dos condiciones climáticas diferentes, con abundantes fuentes renovables y escasas fuentes renovables. En la Fig. 3, se observan las características del caso con abundantes fuentes renovables [4], [15].

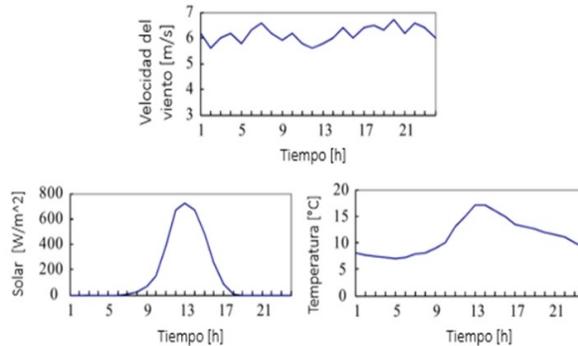


Fig. 3. Perfiles de la velocidad del viento, la radiación solar y la temperatura en el caso con abundantes recursos renovables [4].

A. Abundantes Fuentes renovables

Para este caso, la velocidad del viento y la irradiación solar son altas, por lo tanto, la potencia de salida es mayor, como se ilustra en la Fig. 4.

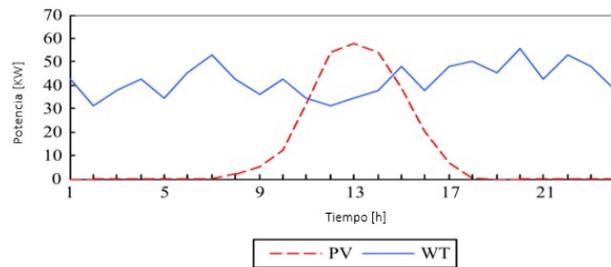


Fig. 4. Potencia disponible en el caso de abundantes fuentes renovables [4].

Y el resultado óptimo es el que se muestra en la Fig. 5, para los objetivos 1 y 2 del presente paper, en la condición de abundantes fuentes de energía renovables.

Se toman tres casos para analizar este entorno de abundantes recursos renovables. Así, para cada gráfica de las siguientes, se toma un punto Pareto de la figura 5, donde en el caso de operación No. 1 el punto de la optimización se dedica al bajo costo de la generación de energía mediante diésel; la segunda imagen será de un punto central y la tercera de una donde se beneficie el segundo objetivo haciendo menor el costo de uso de vida útil de las baterías. Se observa que en el No. 1 donde el funcionamiento de las

baterías es más continuo a lo largo del día, estas suplen al sistema hasta el punto de que hay que cargarlas. Así, este perfil de operación corresponde a uno donde el objetivo es minimizar el costo de generación de energía.

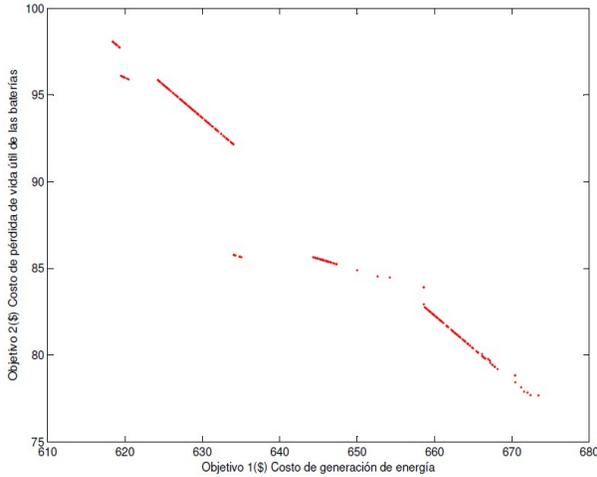


Fig. 5. Resultados diagrama de Pareto para la optimización, caso de caso abundantes recursos naturales.

Se toman tres casos para analizar este entorno de abundantes recursos renovables. Así, para cada gráfica de las siguientes, se toma un punto Pareto de la figura 5, donde en el caso de operación No. 1 el punto de la optimización se dedica al bajo costo de la generación de energía mediante diésel; la segunda imagen será de un punto central y la tercera de una donde se beneficie el segundo objetivo haciendo menor el costo de uso de vida útil de las baterías. Se observa que en el No. 1 donde el funcionamiento de las baterías es más continuo a lo largo del día, estas suplen al sistema hasta el punto de que hay que cargarlas. Así, este perfil de operación corresponde a uno donde el objetivo es minimizar el costo de generación de energía.

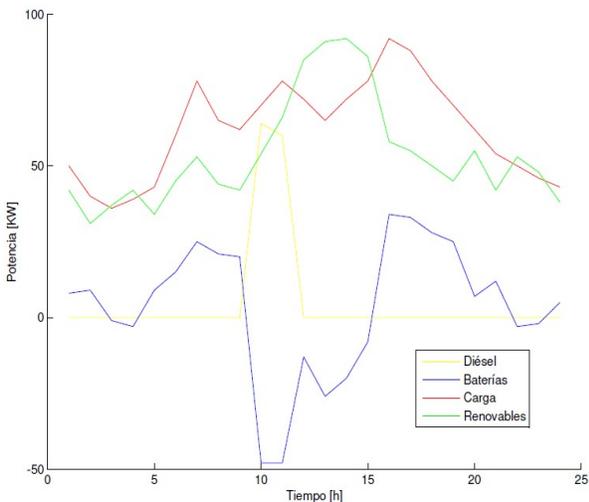


Fig. 6. Perfiles de operación del sistema bajo el esquema de operación No. 1 caso de abundantes recursos naturales.

Para el esquema de operación No. 2, se toma un punto de Pareto medio donde el costo de generación y el costo de pérdida de vida útil de las baterías sean medios entre ambos. En la Fig. 7, se muestra este detalle.

El siguiente es un tercer caso, cuando se emplea mayormente el generador diésel, viéndose en la Fig. 8, que este se usa en un buen rango del día continuamente; luego, así las baterías serán usadas durante todo el día.

Se observa que para reducir el costo de vida útil de las baterías se debe incrementar el tiempo de operación del generador diésel y el costo de generación. Debido a las abundantes fuentes de energía renovable, la reducción en el costo de las baterías está ligado al incremento en la operación del generador, pero no es la mejor opción incrementar el uso de este.

Para encontrar una óptima operación, se utiliza el método de ponderación mediante el cual se integran los dos objetivos en uno (ecuación 15).

$$\text{Objetivo} = a_1 * \text{Objetivo}_1 + a_2 * \text{Objetivo}_2 \quad (15)$$

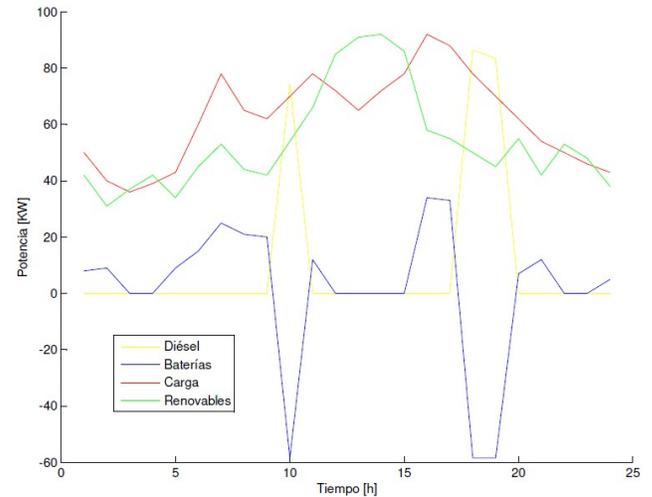


Fig. 7. Perfiles de operación del sistema bajo el esquema de operación No. 2, caso de abundantes recursos naturales.

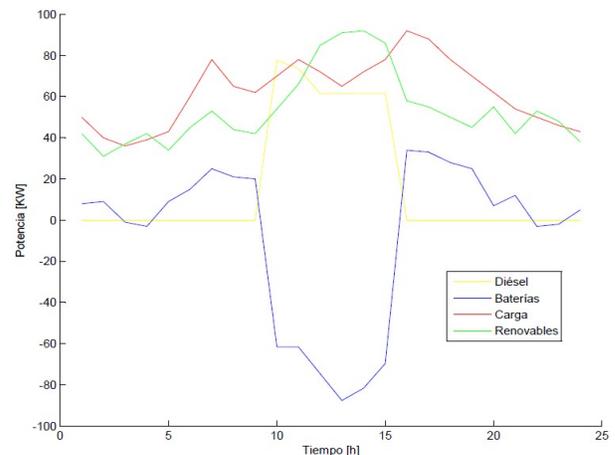


Fig. 8. Perfiles de operación del sistema bajo el esquema de operación No. 2, caso de abundantes recursos naturales.

Donde a_1 y a_2 son coeficientes de peso y su suma es igual a 1.

Es posible notar que, en el caso de abundantes fuentes de energía renovable, el esquema de operación No 1 debería ser seleccionado, ya que tiene un relativo alto valor de SOC_{stp} y puede reducir el costo de generación y proteger las baterías de una vida útil reducida

TABLA III
RESULTADOS ABUNDANTES RECURSOS NATURALES COMBINACIÓN DE OBJETIVOS

No.	SOC_{stp}	P_{charge} /kW	P_{excess} /kW	Objective \$
1	0.61	54	0	152
2	0.55	48	1	157
3	0.56	58	15	160
4	0.63	40	15	161
5	0.54	40	15	176

B. Escasas fuentes renovables

Para este caso, la velocidad del viento y la radiación solar están en condiciones relativamente débiles, como se muestra en la Fig. 9.

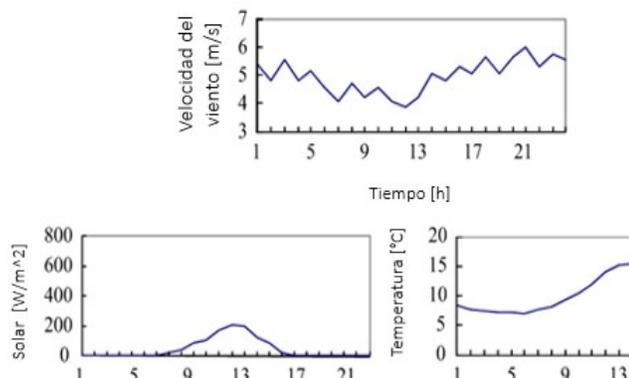


Fig. 9. Perfiles de la velocidad del viento, la radiación solar y la temperatura en el caso con escasos recursos renovables [4].

También, la potencia de salida correspondiente de WT (viento) y PV (fotovoltaica) se muestran a continuación, seguida por el resultado de la optimización, en las Fig. 10 y 11, respectivamente.

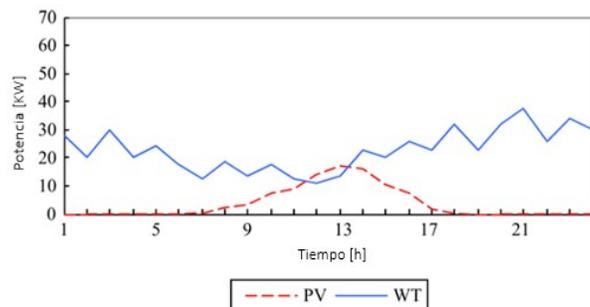


Fig. 10. Perfiles de potencia de salida renovable del caso con escasos recursos renovables [4].

Al igual que en el caso de los recursos renovables abundantes, la búsqueda de maximizar la utilización de la energía renovable puede incitar a las baterías a trabajar un mayor tiempo, lo que aumenta la pérdida de su vida útil.

Por otro lado, un aumento apropiado del tiempo de operación del generador diésel puede proporcionar una mejor condición a las baterías para reducir efectivamente la pérdida de vida de las mencionadas, peor pagando el costo de la generación que es más costoso.

A continuación, se muestran como ejemplos las gráficas donde se nota que, debido a los escasos recursos renovables disponibles, el generador diésel tiene que proporcionar más energía, conclusión que se registra en las siguientes imágenes. El tiempo de funcionamiento del generador diésel es como se espera, mayor que en el caso de altos recursos renovables.

Se pueden ver tres perfiles de operación del sistema, con la diferencia de que el despacho del primero será tomado de la imagen anterior (Fig. 11), donde el punto de optimización es dedicado al bajo costo de la generación de energía mediante diésel, la segunda imagen será de un punto central y la tercera de una donde se beneficie el segundo objetivo haciendo menor el costo de uso de vida útil de las baterías.

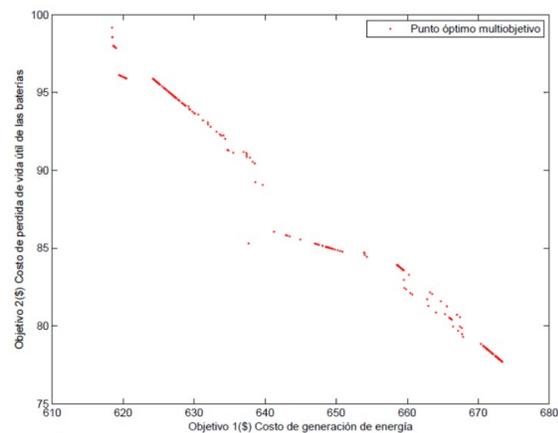


Fig. 11. Resultados diagrama de Pareto para la optimización, caso de escasos recursos renovables [4].

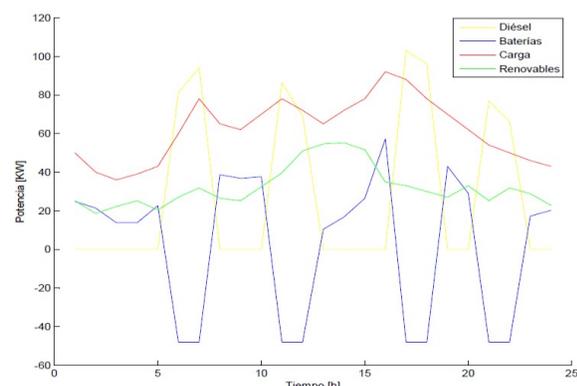


Fig. 12. Perfil de operación del sistema bajo la optimización 1, en el caso de escasos recursos renovables.

En este primer caso, el funcionamiento de las baterías es más continuo a lo largo del día, notándose cómo estas suplen al sistema hasta el punto de que hay que cargarlas. Este perfil de operación corresponde a uno donde el objetivo es minimizar el costo de generación de energía, pero en cambio aumenta el costo de pérdida de vida útil de las baterías.

Ahora, si se intenta buscar un equilibrio entre los dos costos de operación se debe remontar a un punto del Pareto donde el costo de pérdida de vida útil de las baterías y el costo de generación de energía sean aparentemente equitativos, se tiene el siguiente perfil de operación.

En la Fig.13 se puede ver cómo los aportes de la generación Diésel y las baterías funcionan a plenitud durante su jornada; sin embargo, en esta imagen, al compararla con el perfil que se mencionó antes de este, se podrá percibir cómo las baterías bajan un poco su tiempo de operación, y el pico máximo de potencia que suplen; en cambio, el generador diésel en este caso genera un poco más. Las baterías aún tienen un funcionamiento prolongado y el generador diésel también aporta lo suficiente como para llegar al equilibrio de los costos.

Ahora se mostrará un tercer perfil de operación No 5, donde lo más importante será minimizar el costo de pérdidas de vida útil de las baterías, a cambio de esto, el generador diésel deberá generar la potencia suficiente para suplir al sistema, motivo que genera costos mayores de energía.

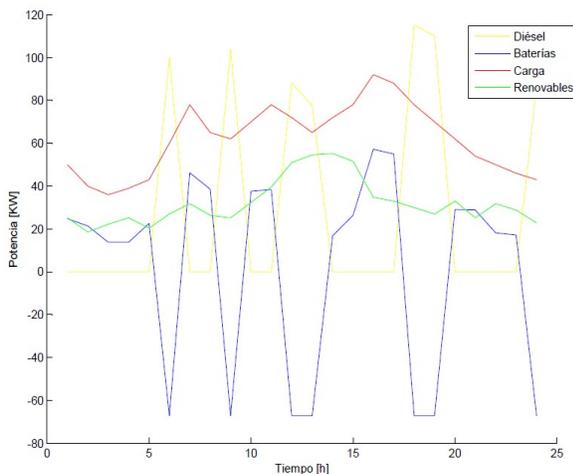


Fig. 13. Perfil de operación del sistema bajo la optimización 3, en el caso de escasos recursos renovables.

En este último se advierte que las baterías prácticamente tienen una sola carga diaria, lo que reduce su tiempo de funcionamiento, guardando el tiempo de vida útil. La Tabla IV muestra los resultados cuando los dos objetivos se combinan junto con los factores de ponderación iguales, es decir, $a_1 = a_2 = 0.5$, en la imagen de la optimización 3. Este caso se considera la mejor operación. Al compararlo con el caso de los recursos renovables abundantes, el costo total (la suma del costo de generación y el costo de la pérdida de vida de la batería) es mayor que el caso de los recursos renovables.

Los parámetros de operación tales como SOC_{stp} , P_{excess} y P_{charge} necesitan ser ajustados según las condiciones meteorológicas y de carga para lograr un rendimiento optimizado para diferentes escenarios. En la microgrid Dongfushan, los parámetros se optimizan de acuerdo con la previsión de las condiciones meteorológicas y la carga en el futuro (el día siguiente). A través de la optimización en tiempo real, la microgrid se mantiene trabajando en una

condición optimizada, donde la energía renovable se utiliza plenamente, mientras las baterías se gestionan eficazmente.

Para demostrar aún más la efectividad del método propuesto, se realizó en [4] un estudio del caso base con parámetros de control típicos, fijos en cualquier situación en la que SOC_{stp} se fije en 0.9, P_{excess} se fije en 0 y P_{charge} se fije en 96 kW (carga de 0,1 C). Los resultados detallados del caso base en ambos escenarios de recursos renovables se presentan en la tabla V.

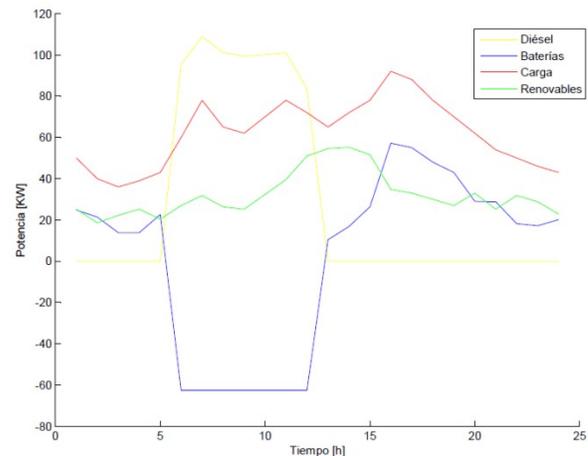


Fig. 14. Perfil de operación del sistema bajo la optimización 5, en el caso de escasos recursos renovables.

TABLA IV

RESULTADOS DE LA OPTIMIZACIÓN EN EL CASO DE ESCASOS RECURSOS RENOVABLES CON OBJETIVO COMBINADO

No.	SOC_{stp}	P_{charge} [kW]	P_{excess}	Objetivo [\$]
3	0,9	45	15	422
4	0,9	40	0	424
5	0,95	40	0	434
2	0,74	69	11	460
1	0,74	91	10	480

En el caso de abundantes recursos renovables, en comparación con el caso base, en el resultado con parámetros de control óptimos (Tabla III, N° 1) se puede ahorrar un 54,2% en el costo de generación y reducir el 21,9% del costo de la pérdida de vida de la batería.

Mientras tanto, en el caso de una escasez de recursos renovables, el resultado con parámetros de control óptimos (Cuadro IV, N°3) aumenta un 5,7% en el costo de generación, pero reduce el 29,8% del costo de pérdida de vida de la batería.

El objetivo integrado (Tabla V) con coeficientes de ponderación iguales reduce el coste global en un 23,6%. Estos resultados demuestran que el método propuesto puede aumentar efectivamente la duración de la batería y reducir el coste de generación, al ayudar a los usuarios a obtener un conjunto de esquemas de operación óptimos de sistemas de microgrid reales.

En el caso de abundantes recursos renovables, en comparación con el caso base, en el resultado con parámetros de control óptimos (Tabla III, N° 1) se puede ahorrar un 54,2% en el costo de generación y reducir el 21,9% del costo de la pérdida de vida de la batería.

Mientras tanto, en el caso de una escasez de recursos

renovables, el resultado con parámetros de control óptimos (Cuadro IV, N°3) aumenta un 5,7% en el costo de generación, pero reduce el 29,8% del costo de pérdida de vida de la batería.

El objetivo integrado (Tabla V) con coeficientes de ponderación iguales reduce el coste global en un 23,6%. Estos resultados demuestran que el método propuesto puede aumentar efectivamente la duración de la batería y reducir el coste de generación, al ayudar a los usuarios a obtener un conjunto de esquemas de operación óptimos de sistemas de microgrid reales.

TABLA V
RESULTADOS DEL CASO BASE CON ABUNDANTES Y ESCASAS ENERGÍAS RENOVABLES

Recursos renovables	Objetivo 1 [\$]	Objetivo 2 [\$]	Objetivo 3 [\$]
Abundantes	240	247	243,7
Escasos	616	489	552,5

VIII. RESULTADOS ANÁLISIS CON COSTO DE INCERTIDUMBRE DE ENERGÍA EÓLICA

A. Fuentes renovables escasas

Cuando se considera el costo de incertidumbre de las energías renovables, como ya se mencionó, existen la subestimación y la sobreestimación del despacho, donde se puede llegar a penalizaciones con estos dos factores. En este caso, se toma el costo de incertidumbre de la energía eólica y se simula obteniendo un Pareto de posibles optimizaciones, para las cuales se verá y analizará cómo sería la operación del sistema para tres casos específicos: un caso donde el costo de operación de las baterías sea el mínimo, uno donde el costo de generación sea el mínimo, y uno donde se intente equilibrar los costos de los mencionados, como se expresa en la Fig. 15.

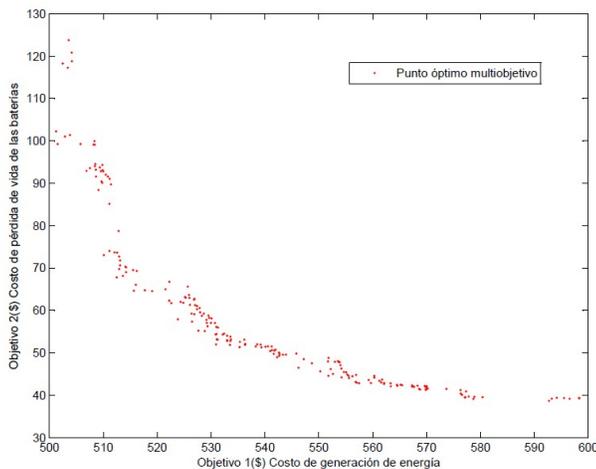


Fig. 15. Pareto de las posibles soluciones óptimas.

En la Fig. 15, entre más cercano se tome el punto al eje del objetivo 1 será mayor el costo de la generación de energía, pero menor el costo de pérdida de vida útil en las

baterías. En caso contrario, entre más cercano se encuentre al eje del objetivo 2 será más costosa la pérdida de vida útil de las baterías que el costo de generación de energía. Así, en el primer caso se toma un punto cercano al objetivo 2.

1) Caso 1. Minimizar costo de generación de energía

En este caso se minimiza el costo de la generación de energía, pero a cambio, el costo de pérdida de vida útil de las baterías es alto, por ende, se debe poner en funcionamiento la mayor cantidad de tiempo las baterías, como se aprecia a continuación.

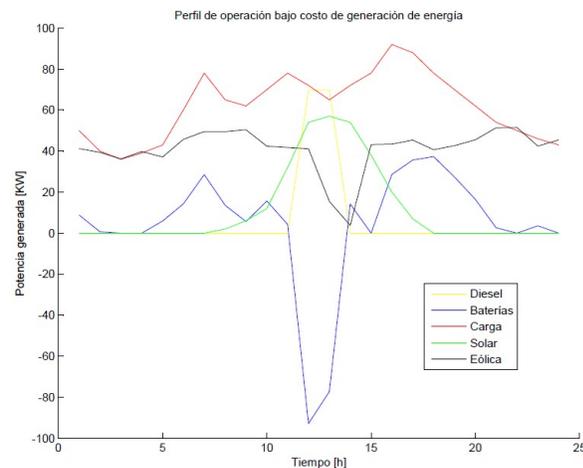


Fig. 16. Perfil de operación minimizando el costo de generación de energía.

En la Fig. 16, se puede observar que para la minimización del costo de energía el generador diésel se pone en funcionamiento pocas horas del día, específicamente en el momento en que se pone a cargar de batería, las baterías como se observa funcionan prácticamente en todo el día.

2) Caso 2. Equilibrio entre los costos

Para este caso se tomará un punto en el centro del Pareto, donde se intente el equilibrio entre los objetivos de costo de vida útil de las baterías y costo de generación de energía. La siguiente es la simulación.

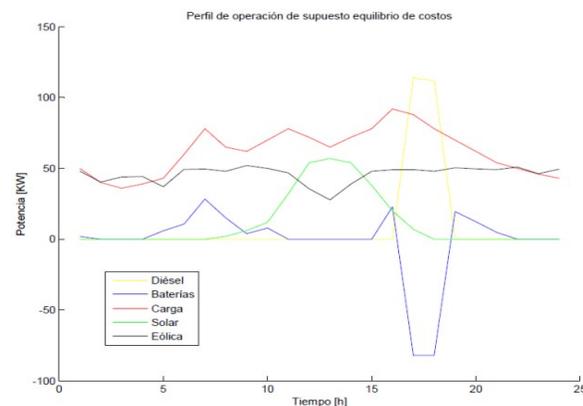


Fig. 17. Perfil de operación con supuesto equilibrio entre objetivos.

En la gráfica anterior se nota cómo aumentó el uso del generador diésel, el cual tiene como potencia de salida un valor mayor a 100 KW, y las baterías con respecto al caso

anterior, disminuyen su tiempo de funcionamiento, ya que existe un valle entre las horas 11 y 15 que no existía en el caso anterior.

3) Caso 3. Minimizar costo en vida útil de las baterías

En este caso se intenta usar el Pareto de forma que se minimice el costo en la vida útil de las baterías, por lo tanto, se toma un punto cercano al eje del objetivo 1.

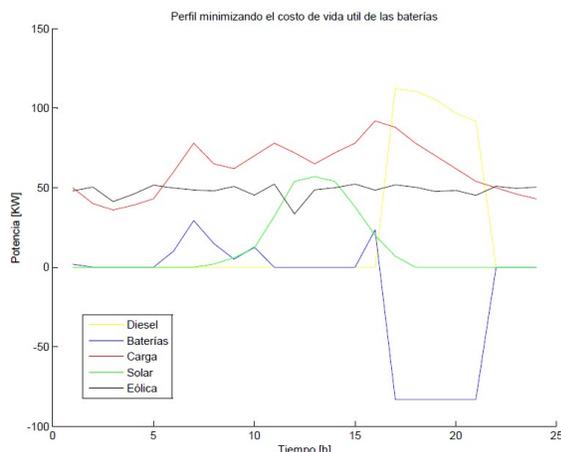


Fig. 18. Perfil de operación minimizando el costo de vida útil de las baterías.

En este caso se observa cómo las baterías reducen su funcionamiento, pero a cambio el generador diésel lo aumenta, Fig. 18.

IX. CONCLUSIONES

En este trabajo se realizó un análisis energético y económico en cuanto a la operación de una microgrid construida en la provincia de Zhejiang, en China, la cual está provista de 510 kW de potencia compuesta por fuentes renovables solar, eólica y generación Diésel.

El algoritmo genético multiobjetivo, NSGA II, cumple una función fundamental en el desarrollo del presente trabajo, ya que contribuye a encontrar estos valores específicos de ajuste en la operación del sistema de potencia para lograr una operación económica y la minimización en los costos de la vida útil de las baterías.

Ya obtenido el Pareto de las posibles soluciones óptimas, este se puede usar para el beneficio del despacho en cuanto a las posibles variantes existentes, características del sistema. Cuando el sistema tenga baterías con vida útil desgastada, se debe obtener un punto en el cual se optimice, minimizando al mismo tiempo el costo de vida útil de las baterías; así, aunque se aumente el costo de la generación de energía, este no alcanzará el valor para poner en funcionamiento las baterías por mayor tiempo.

Como resultado de la aplicación del algoritmo genético de optimización, se obtiene gran número de posibles soluciones, teniendo todas en común que cumplen con los requerimientos de minimización de costos. Es allí donde se debe elegir con criterio cuál de estas soluciones se ajusta realmente a las condiciones físicas de la microgrid.

REFERENCIAS

- [1] Duan S., Liu N. and Cai Y.o, "Optimal operation of the island microgrid with renewable energy and desalination". *Proceedings 2013 International Conference on Mechatronic Sciences, Electric Engineering and Computer (MEC)*, Shengyang, 2013, pp. 3718-3722.
- [2] Lu, X.; Liu, N.; Chen, Q. and Zhang, J. "Multi-objective optimal scheduling of a DC micro-grid consisted of PV system and EV charging station," *2014 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT ASIA)*, Kuala Lumpur, 2014, pp. 487-491.
- [3] Molina, F.; Pérez, S. and Rivera, S. "Formulación de Funciones de Costo de Incertidumbre en Pequeñas Centrales Hidroeléctricas dentro de una Microgrid", *Ingenierías USBmed*, vol. 8, no. 1, p. 29, 2017.
- [4] Bo Z., Xuesong Z., Jian C., Caisheng W., ., and Li G. Operation Optimization of Standalone Microgrids Considering Lifetime Characteristics of Battery Energy Storage System. *IEEE TRANSACTIONS ON SUSTAINABLE ENERGY*, VOL. 4, NO. 4, October 2013.
- [5] Chamba, M. and Ano, O. "Economic Dispatch of Energy and Reserve in Competitive Markets Using Meta-heuristic Algorithms," in *IEEE Latin America Transactions*, vol. 11, no. 1, pp. 473-478, Feb. 2013. doi:10.1109/TLA.2013.6502848.URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6502848&isnumber=6502768>.
- [6] Watson, J. D.; Watson, N. R. and Lestas, I. "Optimized Dispatch of Energy Storage Systems in Unbalanced Distribution Networks," in *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 9, no. 2, pp. 639-650, April 2018. doi: 10.1109/TSTE.2017.2752964.
- [7] Kakimoto, N.; Matsumura, S.; Kobayashi, K. and Shoji, M. "Two-State Markov Model of Solar Radiation and Consideration on Storage Size," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 5, no. 1, pp. 171-181, Jan. 2014. doi:10.1109/TSTE.2013.2278547. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6615951&isnumber=6683079>.
- [8] Zhao, J.; Wen, F.; Dong, Z. Y.; Xue, Y. and Wong, K. P. "Optimal Dispatch of Electric Vehicles and Wind Power Using Enhanced Particle Swarm Optimization," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 8, no. 4, pp. 889-899, Nov. 2012. doi:10.1109/TII.2012.2205398.URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6222000&isnumber=6335505>.
- [9] Hetzer, J.; Yu, D. C. and Bhattarai, K. "An Economic Dispatch Model Incorporating Wind Power," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 23, no. 2, pp. 603-611, June 2008. doi:10.1109/TEC.2007.914171.URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=4505391&isnumber=4505383>.
- [10] Huang, H.; Chung, C. Y.; Chan, K. W. and Chen, H. "Quasi-Monte Carlo Based Probabilistic Small Signal Stability Analysis for Power Systems with Plug-In Electric Vehicle and Wind Power Integration," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 3, pp.3335-3343, Aug.2013. doi: 10.1109/TPWRS.2013.2254505.
- [11] Chang, T. Investigation on Frequency Distribution of Global Radiation Using Different Probability Density Functions. *International Journal of Applied Science and Engineering*, 8(2), 99-107, 2010.
- [12] Hetzer, J.; Yu, D. C. and Bhattarai, K. An Economic Dispatch Model Incorporating Wind Power. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 23(2), 603-611.
- [13] Ramos, C.; Saavedra, A. and Arango, E. Distributed Maximum Power Point Tracking in Wind Micro-Grids". *Revista Ingeniería*, 17(1), 5-13, 2012.
- [14] Miranda, V. y Alves, R. Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization (DEEPSO): A Successful Hybrid," 2013 BRICS Congress on Computational Intelligence and 11th Brazilian Congress on Computational Intelligence, Ipojuca, 368-374, 2013. doi: 10.1109/BRICS-CCI-CBIC.2013.68.
- [15] Mayer, D.G.; Kinghorn, B. P.; Archer, A. A. Differential evolution – an easy and efficient evolutionary algorithm for model optimization, *Agricultural Systems*, 2005, 83, 3, 315-328, ISSN 0308-521X.

Erik Esteban Carvajal González. Ingeniero electricista egresado de la Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad Nacional de Colombia, sede Bogotá. Enfocado en plantas de generación de energía eléctrica, primordialmente para el sector de hidrocarburos; concepción,

planeación y evaluación técnico-económica de proyectos energéticos en baja y media tensión; coordinación de protecciones eléctricas de potencia para sistemas de distribución en diferentes campos petroleros distribuidos en Colombia. ORCID: 0000-0002-3944-558X.

Gustavo Javier Muñoz López. Ingeniero electricista egresado de la Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad Nacional de Colombia, sede Bogotá. Enfocado en proyectos de energías renovables, como iluminación solar en Campo Rubiales, Meta, de Ecopetrol, y Energías fotovoltaicas para campamentos aislados; trabajos de confiabilidad de redes eléctricas de 34,5 KV y coordinación de protecciones eléctricas de potencia en la red de distribución de 186 MW de campo Rubiales, Meta. ORCID:0000-0002-4531-6338.

Sergio Rivera. PhD. Ing. Electricista de Universidad Nacional de Colombia (2001); esp. en Ingeniería Eléctrica con énfasis en Sistemas de Distribución; PhD en Ingeniería Eléctrica del Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan (2011). PhD. Asociado en el MIT – Massachusetts Institute of Technology (2013); profesor en Universidad Nacional de Colombia en el área de sistemas de potencia y máquinas eléctricas (2014). ORCID: 0000-0002-2995-1147.