

Optimización de sistema gestor de energía por teoría de juegos

Andrea Montes, Juan D. García H., Juan D. Gordillo S.

Abstract—En el presente documento se presenta un algoritmo de optimización de un sistema gestor de energía (EMS) basado en teoría de juegos. El objetivo es alcanzar un valor óptimo de despacho para cada recurso en un escenario determinado. Los actores adoptan su estrategia de acuerdo al mecanismo de *best response*, y en conjunto, por medio de un juego potencial, alcanzan un equilibrio de Nash. Para la validación de este algoritmo, se presentan los resultados de despacho contemplando variación de parámetros críticos para una máquina diesel, variación del costo de la energía proveniente de la red, y respuesta del juego frente a la desconexión de jugadores.

Index Terms—Función de utilidad, juego potencial, teoría de juegos, micro-red, sistemas de gestión de energía, plug and play.

I. INTRODUCCIÓN

Entre 2000 y 2030 se pronostica un aumento en la demanda de energía eléctrica a una tasa 2.4% anual, porcentaje mayor que el crecimiento estimado para cualquier fuente de energía no renovable. Las inversiones en nuevas tecnologías de generación no han sido mantenidas por el sistema de transmisión, que en el caso de Estados Unidos se ha visto reflejado en el aumento del número de interrupciones de suministro de energía con pérdidas que ascienden a los \$79 billones de dólares [1].

Las micro-redes se han constituido como una de las soluciones realizables para atacar el problema del aumento de la demanda de energía [2], [3], por que permiten la inclusión de generación distribuida en pequeña escala. Sin embargo, su integración a la red existente presenta inconvenientes relacionados con el control de despacho de cada uno de los recursos disponibles (fuentes renovables, plantas térmicas y sistemas de almacenamiento). Las líneas de investigación han estado marcadas por una administración concentrada de los recursos, en la que un controlador se encarga de orquestrar el despacho. Este tipo de aproximaciones son vulnerables a fallas de un solo punto, reducción de la escalabilidad, y la característica *plug and play* es difícilmente implementable [4].

Por otro lado, un arquitectura MAS (Multi-Agent System) de las micro-redes, se basa principalmente en un control por capas o niveles. El primer nivel consiste en un control droop local, el segundo nivel en el control de balance de potencia (entre la oferta y demanda) y un último nivel, en el control central de todo el sistema. Este tipo de arquitectura garantiza la calidad de la potencia, voltaje y frecuencia, porque puede coordinar a los agentes y por ende, se logra determinar los *set points* que optimizan la operación global del sistema[5]. Existen varios métodos para solucionar este problema de optimización como redes neuronales, programas evolutivos y

control de predicción de modelos, teoría de juegos, planificación híbrida ponderada de dos niveles, juegos de campo medio, entre otros [6].

Wang *et al.* en [4] presenta un algoritmo de optimización para la gestión de energía de una microred con base en un *juego potencial*. Este tipo de juegos es de interés por que se pueden mapear las funciones de utilidad de todos los jugadores en una función global, denominada función potencial, y el conjunto de equilibrios de Nash del problema se pueden encontrar ubicando los óptimos locales de esta función [7].

Zao *et al.* en [8], propone un juego no cooperativo bajo la misma aproximación para la gestión de múltiples micro-redes. En este caso, el juego ofrece seguridad de los datos en la red, dado que no obliga a los actores a interactuar entre ellos, y el estado del juego para un jugador i solo se da a través de la comunicación con un controlador central. A su vez, Chen *et al.* propone un algoritmo sobre la misma base de juego potencial con el objetivo de minimizar la emisiones de carbono y a su vez maximizar las ganancias de la utilización de recursos renovables a través de un *weight coefficient method* [9].

En consideración de las ventajas de un juego potencial, es del interés de este documento presentar una aproximación interactiva de la implementación de un juego de esta naturaleza en una micro-red. Los datos de entrada son predicciones de generación y carga de 24 horas con toma de datos cada 5 minutos. El resto de este documento se organiza como sigue: En la sección 2 se incluyen los conceptos asociados con el juego potencial. En la sección tres se modelan las funciones de utilidad de los recursos, almacenamiento y carga a incluir en el despacho de la micro-red. La sección 4 formula el juego potencial y se muestra la implementación del algoritmo. A continuación, se presentan los resultados de las simulaciones y análisis respecto a la variación de parámetros de los elementos en la microred. Finalmente, la sección 6 contiene conclusiones y trabajo futuro.

II. BASE ACERCA DE JUEGOS

La teoría de juegos es una rama de la matemática aplicada que intenta capturar matemáticamente el comportamiento de actores interesados en situaciones estratégicas, en las cuales el éxito de un individuo depende de las decisiones de los demás. La generación distribuida que hace parte de una micro-red es, por naturaleza, parte de un ambiente descentralizado, donde una aproximación por teoría de juegos intenta modelar y analizar las situaciones estratégicas dadas por la interacción de los recursos [10].

A. Juego estratégico y equilibrio de Nash

Un juego estratégico (descrito en la ec. 1) consiste de tres elementos: Jugadores, estrategias y funciones de utilidad.

$$\Gamma = \langle N, \{Y^i\}_{i \in N}, \{U^i\}_{i \in N} \rangle \quad (1)$$

$N = \{1, 2, \dots, n\}$ es el conjunto de jugadores, Y^i denota el conjunto de estrategias del jugador i . Cada jugador posee una función de utilidad $U_i : Y \rightarrow R$ donde $Y = Y^1 \times Y^2 \times \dots \times Y^n$ son los perfiles de estrategia y R es el conjunto de números reales.

Respecto a la comunicación entre jugadores, se definen dos tipos de juegos: cooperativos y no-cooperativos. La diferencia entre estos radica en que los últimos los actores están limitados, o restringidos, por las normas definidas por el modelo del juego, caso que no aplica en los juegos cooperativos. Pues, en un juego cooperativo, los actores son libres de interactuar entre ellos incluso de formar una coalición[11].

El equilibrio de Nash es un concepto significativo de los juego no cooperativos. Este contempla un estado en el que el jugador no cambiar su estrategia para mejorar su utilidad con las otras estrategias ya fijas. Se considera el estado estable del juego[4]

B. Juego potencial

Un juego potencial es una forma especial de juego no cooperativo, en el que la variación entre utilidades de dos estrategias diferentes para un jugador i corresponden a la diferencia de la función G valorada en una y otra estrategia, ec 2. Esta función G siempre existe para juegos potenciales y se denomina función potencial de Γ . [4]

$$U_i(x, y^{-i}) - U_i(z, y^{-i}) = G(x, y^{-i}) - G(z, y^{-i}) \quad (2)$$

La función potencial describe el comportamiento, o estrategia global de los agentes que participan en un *juego potencial*. Esta función permite analizar el equilibrio del juego, al estar en ella presentes los incentivos, o estrategias, de cada agente participante en el juego [12]. Por lo tanto, para encontrar el equilibrio del juego potencial, basta con encontrar el punto óptimo de la función potencial, que según [12], para los juegos potenciales, equivale a encontrar el *equilibrio de Nash*. Así las cosas, las ventajas en cuanto a nivel de complejidad de los algoritmos y 'gasto computacional' de los juegos potenciales con respecto a otras clases de juegos, son considerablemente menores [12].

III. METODOLOGÍA

En la fig V en la sección de anexos se describen los pasos del algoritmo de optimización. A continuación se especifican sus etapas.

A. Predicción de potencial renovable y carga

El potencial de energía renovable y la predicción de carga fueron tomadas de las bases de datos referidas en la tabla I. Es importante aclarar, que tanto los datos de energía solar, como

de energía eólica, fueron tomados para el día 01 de Junio del 2016, con una frecuencia de medición de 5 minutos.

TABLE I
BASE DE DATOS UTILIZADA PARA LA DEFINIR EL POTENCIAL DE ENERGÍAS RENOVABLES

Fuente de Energía Renovable	Base de Datos	Referencia
Energía Solar	GECAD PV System	[13]
Energía Eólica	GECAD Wind Speed	[14]
LD		[15]

B. Utilidades

Las utilidades correspondientes a generación fotovoltaica (PV), turbinas eólicas (WT), baterías (BA) y máquina diesel (DE) se obtuvieron de [4]. Para el caso de la carga (LD) se tomó como base la referencia [16] para la modelación de la satisfacción de la carga, la utilidad se tomó de la referencia [4].

• Generación fotovoltaica:

$$F_{pv} = \rho_{pv} P_{pv} \Delta t - \gamma_{pv} P_{pv} \Delta t \quad (3)$$

Donde F_{pv} corresponde a la utilidad de la generación fotovoltaica, ρ_{pv} hace referencia al precio de la electricidad y γ_{pv} es el costo de mantenimiento asociado.

• Turbinas eólicas:

$$F_{wt} = \rho_{wt} P_{wt} \Delta t - \gamma_{wt} P_{wt} \Delta t \quad (4)$$

Donde F_{wt} corresponde a la utilidad de la las turbinas eólicas, ρ_{wt} hace referencia al precio de la electricidad y γ_{wt} es el costo de mantenimiento asociado.

• Motor Diesel:

$$F_{de} = (\rho_{oil} P_{de} - \rho_{oil} D_{oil} - \gamma_{de} P_{de}) \Delta t \quad (5)$$

Donde F_{de} corresponde a la utilidad de motores diesel, ρ_{oil} el precio del aceite requerido para el funcionamiento, D_{oil} la tasa de consumo del aceite, γ_{de} a los costos de mantenimiento.

La función de consumo de diesel se muestra en la siguiente ecuación (véase ecuación 6):

$$D_{oil} = a P_{de}^2 + b P_{de} + c \quad (6)$$

• Baterías:

$$F_{ba} = \rho P_{ba} \Delta t - \gamma_{ba} |P_{ba}| \Delta t \quad (7)$$

Donde F_{ba} corresponde a la utilidad de las baterías, ρ hace referencia al precio de la electricidad y γ_{ba} es el costo de mantenimiento asociado. Cabe resaltar que en este caso, P_{ba} puede tomar valores tanto positivos como negativos. El primer caso corresponde a descarga y el segundo a carga.

• Carga:

$$F_{ld} = -[(1 - \omega) \rho_{ld} P_{ld} \Delta t + \omega s_k(l_k, d_k)] \quad (8)$$

Donde F_{ld} corresponde a la utilidad de las cargas, P_k precio de la electricidad, l_k carga consumida en respuesta del precio. Por otra parte, s_k corresponde a la satisfacción de la carga, definida en la ec. 9.

$$s_k(l_k, d_k) = d_k \beta_k \left[\left(\frac{l_k}{d_k} \right)^{\alpha_k} - 1 \right] \quad (9)$$

Esta función corresponde a la función de satisfacción de la demanda, y debe modelarse para que cumpla las siguientes condiciones.

1) Si $l_k = d_k$:

$$s_k(l_k, d_k) = 0 \quad (10)$$

2) Si $l_k > d_k$:

$$s_k(l_k, d_k) < 0, \frac{\partial s_k}{\partial l_k} < 0, \frac{\partial^2 s_k}{\partial l_k^2} > 0 \quad (11)$$

3) Si $l_k < d_k$:

$$s_k(l_k, d_k) > 0, \frac{\partial s_k}{\partial l_k} < 0, \frac{\partial^2 s_k}{\partial l_k^2} > 0 \quad (12)$$

Siendo así, la función de satisfacción será positiva en tanto los usuarios no estén satisfechos y negativa en el caso opuesto. Las condiciones presentadas previamente se deben a que los usuarios no pueden estar "infinitamente más satisfechos" si aumenta el uso de energía eléctrica, lo cual hace necesario restringir el dominio de la función de satisfacción[16].

La función 12 requiere dos parámetros α y β los cuales, de acuerdo con [16], se escogen teniendo en cuenta que $\alpha_k < 1$ y $\alpha_k \beta_k < 0$ y con el fin de modelar de la mejor manera el comportamiento de los usuarios.

En el presente caso de estudio se seleccionan valores de $\alpha_k = 0.5$ y $\beta_k = -1$. Con esto en mente, la función de satisfacción se muestra en la figura 1.

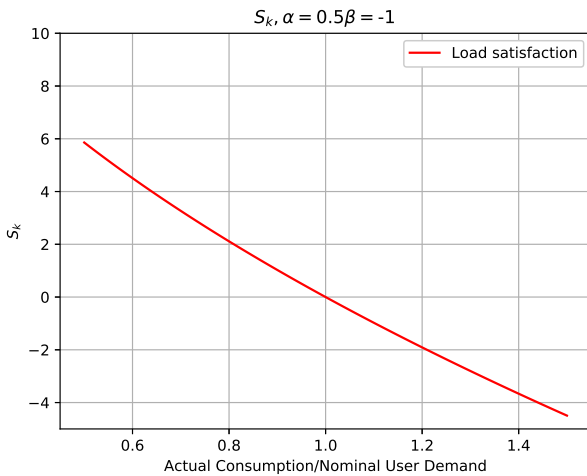


Fig. 1. Función de satisfacción

• Red eléctrica:

$$F_{eg} = \rho P_{eg} \Delta t - \gamma_{eg} P_{eg} \Delta t \quad (13)$$

Donde F_{eg} corresponde a la utilidad de la generación fotovoltaica, ρ hace referencia al precio de la electricidad y γ_{eg} es el costo de operación asociado.

Como caso de estudio, se eligió una tarifa por kWh variante a lo largo del día; esto con el fin de recrear un escenario de mercado energético con oferta y demanda variable, y subsecuente variación de los precios. En la figura ?? se puede apreciar el comportamiento de la tarifa previamente mencionada.

C. Rangos de las estrategias

La estrategia a adoptar por cada agente debe estar comprendida en un rango de potencia mínima y máxima. A continuación se presentan las restricciones asociadas a cada recurso:

PV:

$$0 \leq P_{pv} \leq P_{pv-max} \quad (14)$$

WT:

$$0 \leq P_{wt} \leq P_{wt-max} \quad (15)$$

DE:

$$P_{de-min} \leq P_{de} \leq P_{de-max} \quad (16)$$

BT:

$$SOC_{min} \leq SOC \leq SOC_{max} \quad (17)$$

LD:

$$P_{ld-min} \leq P_{ld} \leq P_{ld-max} \quad (18)$$

Además, debe existir un balance de potencia entre la potencia generada y la potencia consumida (demanda). Esta se define como:

$$\sum_i^N P_{g_i} = \sum P_{ld} \quad (19)$$

Donde P_g corresponde a la potencia generada por cada una de las N unidades de generación y P_{ld} corresponde a la potencia de la demanda.

D. Restricciones de los agentes

Las restricciones son definidas con base a la operación física del sistema eléctrico. Enseguida, se muestran las restricciones de cada agente:

1) *Restricciones generador diesel:* Las restricciones del generador diesel hacen referencia a la tasa a la que aumenta 20 o disminuye 21 la potencia a entregar mientras la máquina entra en operación completa o cuando está en proceso de apagado.

$$P_{de \cdot t} - P_{de \cdot t-1} \leq \Delta t R_{up} \quad (20)$$

$$P_{de \cdot t-1} - P_{de \cdot t} \leq \Delta t R_{down} \quad (21)$$

2) *Restricciones para baterías:* Las restricciones de las baterías hacen referencia a la capacidad de carga y de descarga. SOC hace referencia al estado de carga, E_r a la capacidad y η_c a la eficiencia de carga y η_d a la eficiencia de descarga.

$$P_{cmax} = \max(P_c, \frac{(SOC_{max} - SOC)E_r}{\eta_c}) \quad (22)$$

$$P_{dmax} = \min(P_d, (SOC - SOC_{min})E_r\eta_d) \quad (23)$$

$$P_c = 20\% \frac{E_r}{\eta_c}, P_d = 20\% E_r \eta_c \quad (24)$$

E. Definición de funciones de utilidad y función potencial

De acuerdo a la restricción de balance de potencia, se define una función de penalidad, con $\alpha > 1$:

$$F_{pf}(y^i, y^{-i}) = \alpha \left(\sum_j^N P_j \right)^2 \quad (25)$$

Para cada jugador se define una función de utilidad que obedece a la diferencia entre su utilidad y la función de penalidad.

$$U_i(y^i, y^{-i}) = F_i - \alpha F_{pf}(y^i, y^{-i}), i \in N \quad (26)$$

La función potencial se construye como la suma de las funciones de utilidad de los jugadores, ec. 27:

$$G(y) = \sum_{j=1}^{|N|} F_j - \alpha F_{pf}(y^i, y^{-i}) \quad (27)$$

F. Prioridad de jugadores

Los turnos de juego se indican en la siguiente lista:

- 1) Generación fotovoltaica (PV).
- 2) Turbinas eólicas (WT).
- 3) Cargas (LD).
- 4) Baterías (BT).
- 5) Motores diesel (DE).
- 6) Red eléctrica (EG).

IV. VALIDACIÓN DE RESULTADOS

La selección de parámetros se puede modificar en el algoritmo dependiendo de las necesidades del modelo. Para esta validación, se manejaron los valores por defecto que se encuentran referido en el repositorio del proyecto <https://github.com/mamontesp/MicrogridGT/>.

Se presentan los resultados de un despacho de recursos con los datos referidos en la sección III-A. Este caso se toma como base y se compara con las soluciones que provee el algoritmo frente a los cambios de tres parámetros: Inclusión de red eléctrica como jugador, modificación en la tasa de aumento de potencia en el encendido de la máquina diesel y la inclusión de costo variable de energía provista por la red eléctrica.

Para el caso base: Sin red eléctrica ($N = 4$), con tasa de aumento de potencia disponible en máquina diesel de ($DE_RAMP_UP = 1$), capacidad nominal de las baterías

($BT_RATED_CAP = 5Ah$) se obtiene el despacho presentado en la fig. 2

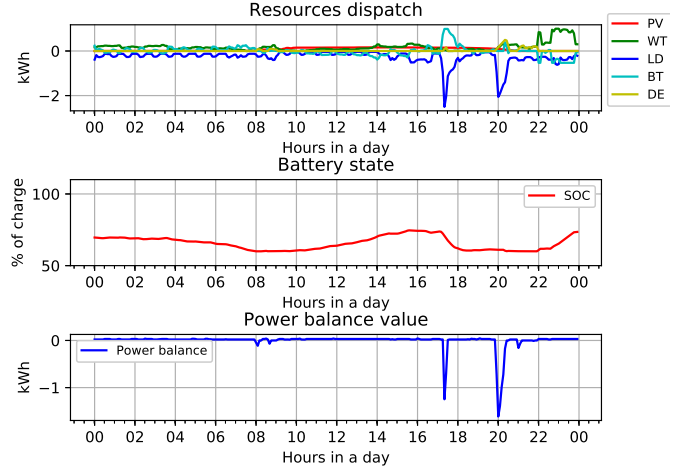


Fig. 2. Experimento base: $N = 4$, $DE_RAMP_UP = 1$, $BT_RATED_CAP = 5Ah$

A. Factores críticos: Rampa de subida de la máquina diesel

Con el fin de estudiar los efectos de las restricciones del motor diesel, se realiza una prueba en la cual se modifica la restricción de la rampa de aceleración del motor diesel. Con $DE_RAMP_UP = 9$, se obtiene el resultado de la fig. 3.

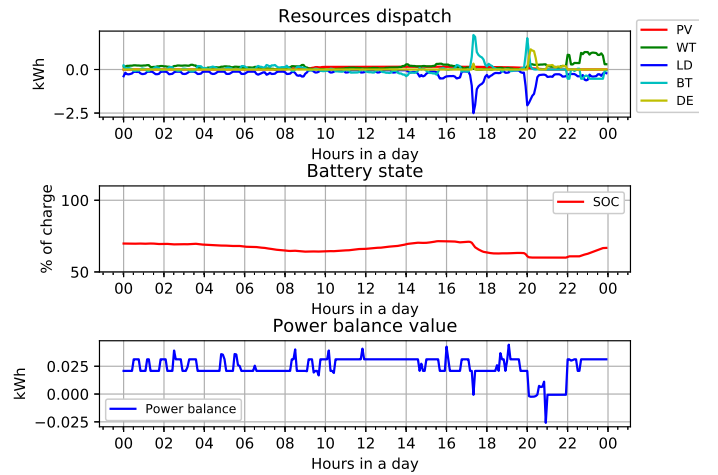


Fig. 3. Despacho de recursos con $DE_RAMP_UP = 9$.

La restricción mencionada previamente consiste en limitar la tasa a la que aumenta la energía (kWh) que el motor diesel está en capacidad de entregar en el momento del arranque. Es evidente que la restricción del caso base tiene consecuencias importantes, pues ocasiona un desbalance de potencia importante (hora 20 fig. 2) pues no puede atender la demanda con esta restricción. Con $DE_RAMP_UP = 9$, se observa como el desbalance se alivia, dado que la máquina diesel puede aportar al balance.

B. Comportamiento al conectar jugadores

Por otra parte, para probar la característica *Plug & Play* del algoritmo se realiza una simulación conectando la red eléctrica ($N = 5$)

La figura 4 presenta una simulación con la red conectada, y al compararla con 2 se puede identificar como los picos de generación con motor diesel fueron sustituidos con los picos de funcionamiento de red eléctrica (4) cuando se habilita a la red como jugador.

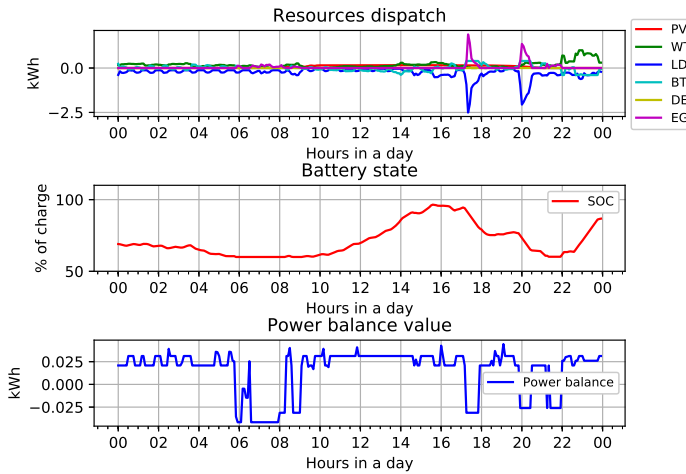


Fig. 4. Inclusión de la red en el juego. $N = 5$

C. Factores críticos: Costo de energía de la red eléctrica

Se realizaron dos simulaciones para verificar como el algoritmo puede preferir el uso de la red eléctrica dependiendo de la tarifa de esta. Para un primer caso, se seleccionó un multiplicador de tarifa de 1 ($EGMT = 1$), y para el segundo caso, un multiplicador de 20 ($EGMT = 20$). La tarifa base se muestra en la fig. 5.

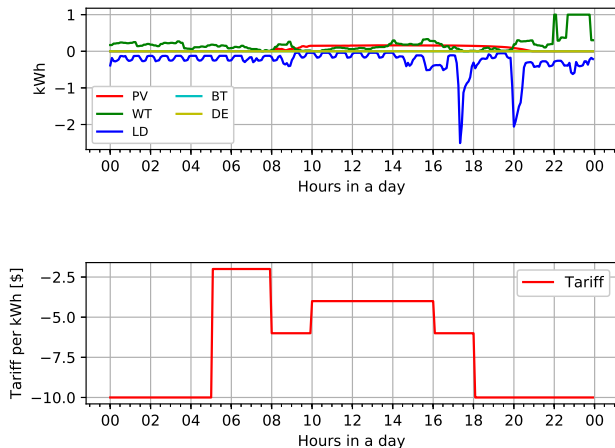


Fig. 5. Tarifa base

Con un multiplicador 1, el resultado obtenido se presenta en la fig. 6.

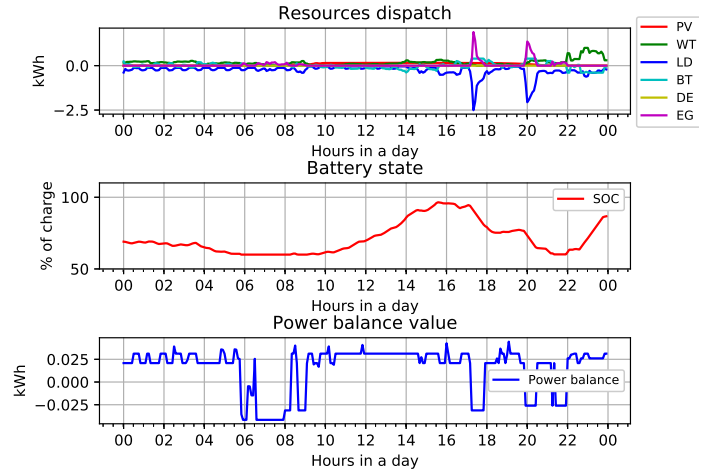


Fig. 6. Despacho con tarifa variable, $EGMT = 1$

Con un multiplicador 20, el resultado obtenido se presenta en la fig. 7.

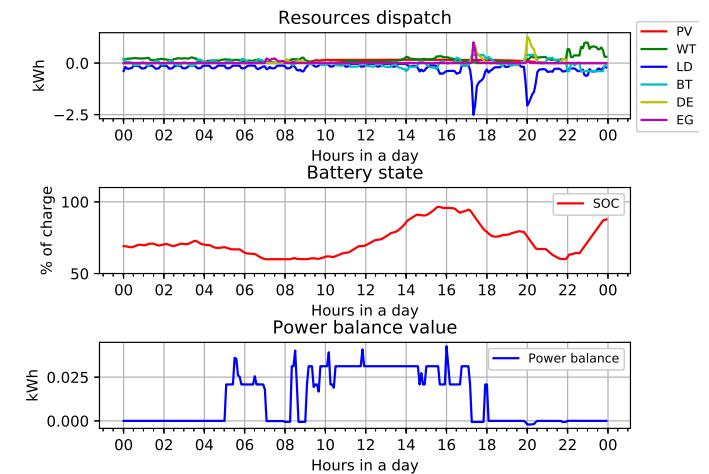


Fig. 7. Despacho con tarifa variable, $EGMT = 20$

Se puede observar como cuando el multiplicador de la tarifa base es 20, el segundo pico de operación que se reportaba con multiplicador 1, se ve sustituido por la operación de la máquina diesel.

D. Factores críticos: Capacidad nominal de la batería

En adición a las simulaciones previamente mostradas, se realiza un test en el que se limita la capacidad de la batería en 2 diferentes valores. Los resultados de estas simulaciones se muestra en las figuras 8 y 9.

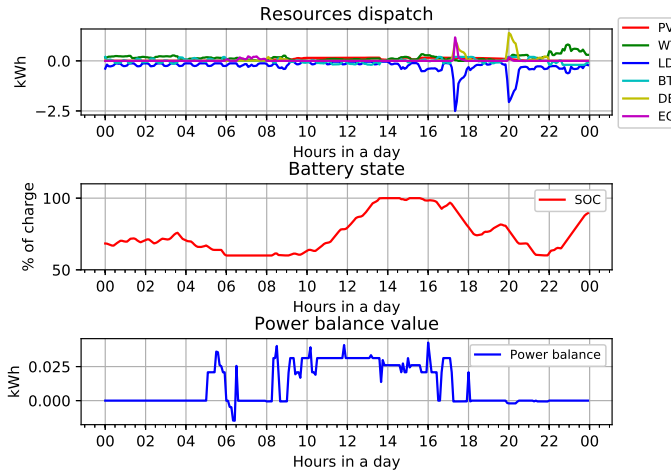


Fig. 8. Despacho con capacidad de la batería 1 Ah, $RATED_CAP = 1$

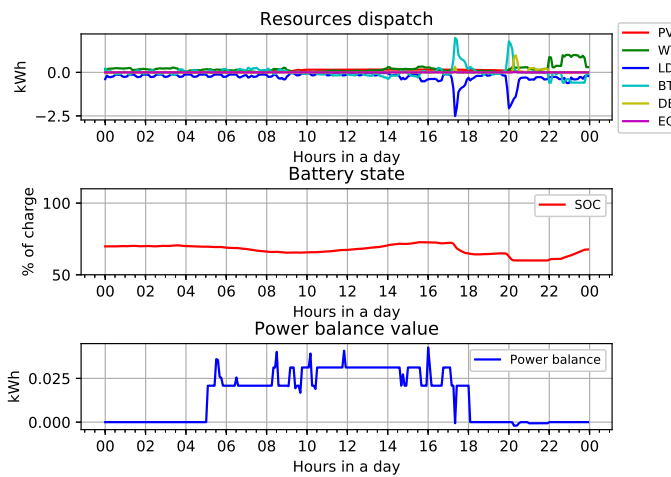


Fig. 9. Despacho con capacidad de la batería 10 Ah, $RATED_CAP = 10$

Se observa como cuando la capacidad de la batería aumenta a 10 Ah, es esta quien atiende los picos de demanda, reduciendo la operación de jugadores más costosos como máquina diesel y red eléctrica.

V. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Con la implementación de un juego potencial para el despacho de recursos distribuidos se evidencia el cumplimiento de la característica *Plug & Play* en la micro-red. Diferentes agentes pueden entrar o salir del sistema eléctrico sin afectar la operación del mismo, y son llamados otros jugadores a suplir la demanda, sin perjuicios para la carga. El comportamiento más común es el intercambio entre los picos de operación de máquina diesel y red eléctrica cuando se desconecta la red.

Respecto a las pruebas realizadas con la red, se pudo ver como la inclusión y exclusión de la red eléctrica como jugador permite simular el comportamiento de la micro-red cuando

está conectada o aislada. En el caso conectado se identificó que el algoritmo limitaba el uso de la red eléctrica durante los periodos en los que su tarifa no le ofrecía ventajas frente a las propuestas de otros recursos, es decir, el algoritmo respondía a los estímulos de consumo propuestos por la red.

En relación a la variación de parámetros, el algoritmo intenta en su máximo de iteraciones encontrar balance de potencia y un equilibrio de Nash. Sin embargo, si las restricciones del sistema no le permiten llegar a una solución, es la carga quien se ve mayormente afectada, dado que no se logra atender la demanda. La visualización de estos escenarios en etapas tempranas de diseño evitaría errores en la selección de las máquinas eléctricas a adquirir, lo que hace que la herramienta diseñada pueda ser utilizada para la validación de la selección de parámetros.

Como trabajo futuro se propone la inclusión de modelos de falla de los diferentes actores, y que al ser reconocido un jugador como portador de la falla, la propia microred pueda excluirlo de las soluciones de despacho, y así generar una protección para los demás elementos que la conforman.

Los archivos relacionados con el presente estudio están disponibles en <https://github.com/mamontesp/MicrogridGT/>. Vale la pena aclarar que el repositorio es una *licencia MIT*.

REFERENCES

- [1] S. Bush, S. Goel, and G. Simard. Ieee vision for smart grid communications: 2030 and beyond roadmap. 2013.
- [2] Zia M., Elbouchikhi E., and Benbouzid M. Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects. 2018.
- [3] Z. Liu, Y. Chen, R. Zhuo, and H. Jia. Energy storage capacity optimization for autonomy microgrid considering chp and ev scheduling. 2018.
- [4] Zhengang Wang Junfeng Liu Qiaoqiao Wang, Jun Zeng. Distributed game-theoretic interactive algorithm for microgrid optimization. Julio 2018.
- [5] W. Lok Woo V. T. Phan T. Logenthiran, R. Naayagi and K. Abidi. Intelligent control system for microgrids using multiagent system.
- [6] D.E. van den Biggelaar. *Towards decentralized grids*. Delft university of technology, Abril 2018.
- [7] T. Roughgarden. Lecture #13: Potential games; a hierarchy of equilibria. 2013.
- [8] L. Zhang Y. Gu T. Zhao, F. Hoong Choo and Peng Wang. Game theory based distributed energy trading for microgrids parks.
- [9] J. Chen and R. Fu. Environmental/economic dispatch approach for microgrid with uncooperative game control strategy.
- [10] A. Dimeas P. Aristedou and N. Hatziaargyriou. Game theory methods in microgrids.
- [11] E. van Damme. Non-cooperative games.
- [12] O. Carbonell-Nicolau and R. P. McLean. Refinements of nash equilibrium in potential games. 2014.
- [13] J. J. Santana S. Ramos, S. F. Pinto. Development of a solar cell model using pscad, 2nd international workshop on integration of solar power into power systems.
- [14] J. J. Santana S. Ramos, S. F. Pinto. Short-term wind forecasting to support virtual power player operation, ewea annual event. 2013.
- [15] P. Faria S. Ramos Z. Vale B. Canizes, M. Silva. Resource scheduling in residential microgrids considering energy selling to external players, clemson university power systems conference. 2015.
- [16] Peng Yang, Gongguo Tang, and Arye Nehorai. A game-theoretic approach for optimal time-of-use electricity pricing. Mayo 2013.

ANEXOS

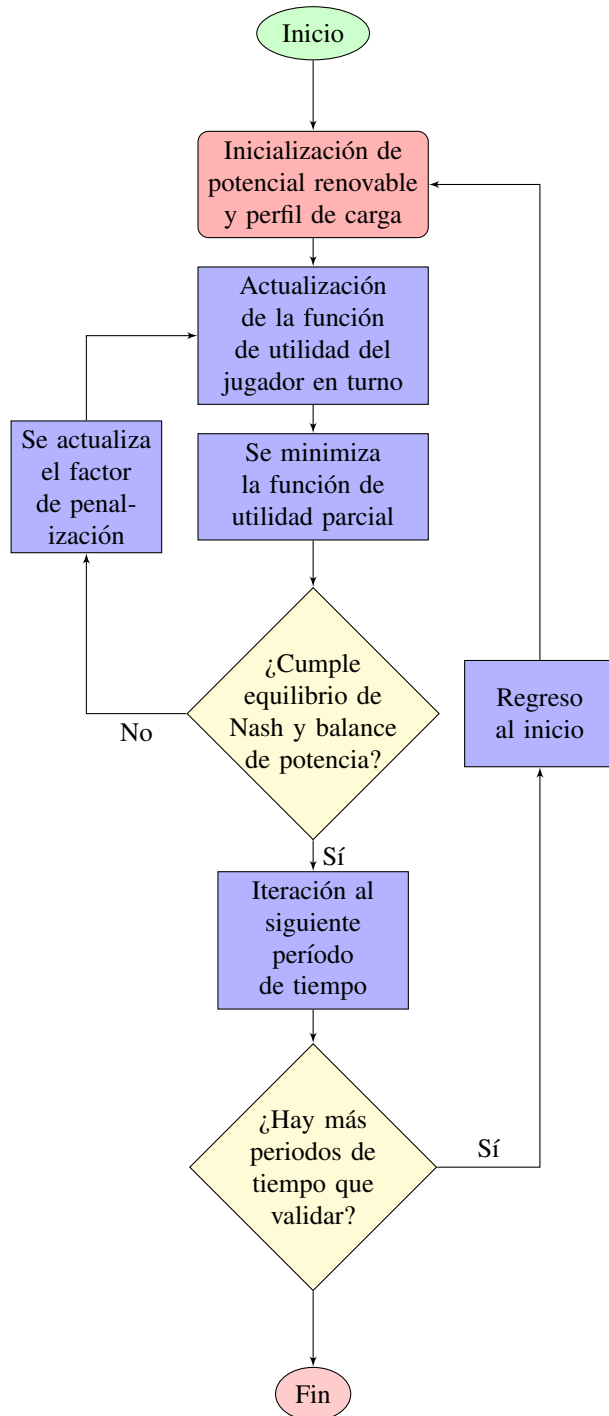


Fig. 10. Diagrama de flujo del algoritmo implementado en el caso de estudio