

Welfare Optimization in Energy Communities with P2P Markets

1st Sofía Chacón, *IEEE Student Member*¹, 2nd Katerine Guerrero², 3rd Germán Obando, *IEEE Member*¹, 4th Andrés Pantoja, *IEEE Member*¹

¹*Departamento de Electrónica, Universidad de Nariño, Pasto, Colombia,*
 {sgchacon, gdobando, ad_pantoja}@udenar.edu.co

²*Fundación Centro de Investigación y Desarrollo Tecnológico en Ciencias Aplicadas - CIDTCA, Pasto, Colombia*
 dkmontero13@gmail.com

Resumen—We address the requirement for Energy Communities (ECs) to integrate efficient Energy Management Systems (EMSs) that optimize resource operation and maximize the benefits for participants. In this work, we implement an EMS that considers the supply and demand profiles of agents, fostering their engagement and ensuring their continued involvement within the community. We establish a mathematical model of an EC composed of prosumers with different types of distributed energy resources and pure consumers. The EMS integrates game theory and optimization techniques to coordinate and schedule energy transactions using welfare functions. We simulate a community with six agents and analyze two case studies. The results show that the EMS promotes the participation of the agents by optimizing their resources and achieving more competitive buy and sell prices compared to the main grid. Furthermore, the EMS prioritizes energy dispatch within the EC over transactions with the main grid and takes into account the generation costs. The implementation of the EMS improves community welfare, thus contributing to the sustainability of the EC.

Index Terms—Energy Community, Energy Management System, Peer-to-Peer Market, Resource optimization.

I. INTRODUCTION

La evolución del comercio de energía *peer-to-peer* (P2P) ha contribuido significativamente al surgimiento y fortalecimiento de Comunidades Energéticas (ECs). Las ECs son entidades organizadas localmente compuestas por diversos participantes que colaboran de manera coordinada para generar, consumir y administrar la energía. Tal colaboración, se realiza con el fin de maximizar la eficiencia de la red, fomentar el empleo de fuentes de energía renovable y permitir la participación activa de los miembros de la EC en los procesos de producción y gestión energética [1]. El éxito de las ECs depende del desarrollo de plataformas de negociación que puedan facilitar transacciones seguras y eficientes, así como del uso de modelos de optimización para garantizar que la energía se distribuya de la mejor manera [2].

Existen diferentes arquitecturas para las ECs y modelos de Sistemas de Gestión de Energía (EMSs) que involucran un mercado P2P. En [3] se desarrolla una arquitectura basada en prosumidores y su información de oferta y demanda es manejada por una plataforma operativa de comercio P2P, encargada de realizar la compensación del mercado de acuerdo con la información recibida. La gestión de la energía se realiza

a través de un modelo de bienestar, definido como la suma de los beneficios de compradores y vendedores. El precio óptimo se ajusta dinámicamente en función de la cantidad total de energía transaccionada.

De manera similar, se presenta un modelo donde los prosumidores de una comunidad están conectados entre sí a través de enlaces bidireccionales de energía y comunicación, mientras que toda la EC se conecta a la red eléctrica principal mediante un único punto de conexión. Cada prosumidor cuenta con una estación de trabajo local equipada con un EMS. En esta arquitectura se asume la existencia de un agente denominado operador del mercado P2P (P2PMO) que ofrece sus servicios de manera gratuita para facilitar el comercio P2P.

En este tipo de modelos, los compradores pueden ajustar su comportamiento de consumo en función del precio y la cantidad de energía ofrecida por los vendedores. Las funciones de bienestar dependen directamente de las funciones de utilidad, que consideran la satisfacción del usuario y los pagos realizados por los consumidores, así como las recompensas obtenidas por los generadores [4]. No obstante, esta formulación presenta limitaciones importantes: i) no incorpora los costos de generación u operación de las unidades generadoras y ii) no prioriza la asignación de recursos energéticos dentro de la comunidad en las restricciones de despacho.

Una EC conformada por cinco agentes (prosumidores y consumidores puros), con generación y almacenamiento de baterías es presentada en [5], donde sus participantes se conectan a la red de distribución pública. El EMS maximiza el bienestar social de la comunidad, favoreciendo el autoconsumo y minimizando los costos de compra externa. Sin embargo, el modelo presentado es *on-grid*, por tanto, la energía generada por la comunidad se comparte con la red. Si bien, la función objetivo prioriza el autoconsumo, la energía producida dentro de la EC no es distribuida exclusivamente entre sus miembros.

Para los modelos expuestos, la decisión sobre las cantidades de energía no tiene en cuenta algunas consideraciones propias de los mercados P2P, como los costos de generación u operación. Esto conlleva a que no se diferencie el recurso energético utilizado por cada prosumidor ni se consideren costos de instalación y mantenimiento.

Otro modelo de gestión con comercio de electricidad entre pares dentro de una EC se presenta en [6]. En este modelo, los prosumidores participan de manera voluntaria e intercambian

electricidad fotovoltaica. Se considera el bienestar general de la comunidad, así como las emisiones y los costos anuales de cada miembro. El algoritmo de optimización se obtiene resolviendo un programa lineal. Los resultados muestran que los prosumidores orientados al medio ambiente prefieren nuevos participantes con altas capacidades instaladas de sistemas fotovoltaico y baja demanda eléctrica, mientras que los prosumidores orientados al beneficio económico optan por nuevos miembros con alta demanda pero sin capacidad de sistemas fotovoltaico, ya que representan una fuente adicional de ingresos.

Lo anterior, resalta la necesidad de que los modelos reconozcan los costos dentro de sus estructuras, el tipo de recurso asociado, las emisiones generadas y la demanda de los usuarios. Es importante destacar que las funciones de costo utilizadas en este modelo son lineales, lo que excluye a los generadores con comportamientos diferentes [7]. Además, se debe considerar que la evaluación de los costos en el modelo se hacen de manera anual, dado el objetivo de estudio que es el análisis de la inclusión dinámica de nuevos miembros a la CE.

Por otro parte, se identifica que la teoría de juegos es una herramienta útil para desarrollar modelos más precisos de los mercados P2P. Tal teoría admite incluir las interacciones estratégicas entre los participantes del mercado, permitiendo comprender cómo las decisiones individuales afectan a otros participantes y cómo se alcanzan acuerdos en un entorno cooperativo o competitivo [8]–[10]. Por ejemplo, en [11] se desarrolla un modelo de optimización de beneficios sociales del comercio P2P, con prosumidores de energía asumiendo roles de productores o consumidores. Cuando operan como consumidores, intentan minimizar el costo de comercio de energía, mientras que, como productores buscan maximizar sus ingresos o beneficios. Las interacciones de la configuración productor-consumidor se soluciona a través de un juego de Stackelberg. Los resultados muestran que bajo el equilibrio de Stackelberg (SE), los costos incurridos por un consumidor reducen significativamente, mientras que la utilidad obtenida por el productor se maximiza.

Similarmente, la comunidad energética en [3] hace uso del juego de Stackelberg basado en 2 consideraciones. Primero, se modelan las interacciones entre vendedores y compradores a través del precio de negociación de energía P2P. Los vendedores son los líderes al fijar el precio de negociación y los compradores son los seguidores al ajustar su consumo individual. En segundo lugar, es necesario analizar la racionalidad de la propuesta de fijación de precios para el comercio de energía P2P mediante la demostración del SE. Este estudio se apoya en una inducción hacia atrás para resolver el juego.

Otra aplicación del juego de Stackelberg se presenta en [12] aplicada a un sistema de energía comunitaria compuesto por, renovables híbridas (solar-eólica), sistema de almacenamiento, prosumidores conectados a la red y proveedores de intercambio de energía. En dicho sistema, el precio dinámico del comercio P2P se determina mediante una asignación justa de costos y beneficios entre los prosumidores, utilizando la negociación de Nash.

Considerando lo expuesto, el presente estudio implementa

un EMS para EC, cuyas contribuciones principales son:

- Priorizar la utilización del recurso energético para la EC, con satisfacción de la demanda cuando la comunidad tiene excedentes y utilizando toda la generación disponible en condiciones de déficit energético comunitario.
- Reconocer los costos de generación, permitiendo que las unidades más costosas sean las últimas en despacharse.
- Incluir un factor de competencia que permita a los consumidores responder a los precios establecidos por otros, compitiendo según su necesidad energética. Si la necesidad es equitativa, se incentiva a reducir la demanda, puesto que el precio pagado será menor.

Adicionalmente, el algoritmo desarrollado para el EMS hace uso del juego de Stackelberg para integrar los problemas de maximización de bienestar comunitario de vendedores y compradores inmersos en el mercado P2P. Mediante el proceso iterativo se encuentra el ES y se logra la maximización del bienestar comunitario.

II. METODOLOGÍA - FORMULACIÓN Y DESCRIPCIÓN DEL MODELO

Una EC (Figura 1) está formada por un operador de mercado P2P (P2POP) y un conjunto $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ de prosumidores y consumidores puros. Estos agentes están interconectados por la red de distribución y comparten información a través de una infraestructura avanzada de medición (AMI). La información fluye hacia una plataforma web que facilita transacciones seguras gestionadas por el P2POP.

A lo largo de un horizonte de tiempo discreto $\mathcal{T} = \{1, 2, \dots, T\}$, el agente $n \in \mathcal{N}$ tiene un perfil de consumo $\{D_t^n : t \in \mathcal{T}\}$ y un perfil de generación $\{G_t^n : t \in \mathcal{T}\}$. Note que, si n es un consumidor puro, entonces $G_t^n = 0$ para todo $t \in \mathcal{T}$.

II-A. Determinación del rol del agente dentro de la EC

El *generation-to-demand ratio* (GDR) para un agente $n \in \mathcal{N}$ en cada periodo de tiempo $t \in \mathcal{T}$ es calculado con el perfil de demanda y generación que recibe el P2POP, así:

$$GDR_t^n = \frac{G_t^n}{D_t^n}.$$

En el periodo de tiempo t , el agente $n \in \mathcal{N}$ se clasifica como vendedor $j \in \mathcal{J}$ (o comprador $i \in \mathcal{I}$) si la energía que demanda es menor (mayor) que la energía que genera. Así, para el periodo de tiempo t , se tendrá un conjunto de vendedores $\mathcal{J} = \{n \in \mathcal{N} : GDR_t^n > 1\}$ y un conjunto de compradores $\mathcal{I} = \{n \in \mathcal{N} : GDR_t^n < 1\}$. Si un agente n suple completamente su autoconsumo y no tiene excedentes para la venta (es decir, $GDR_t^n = 1$), entonces no participará del comercio P2P.

En el periodo de tiempo $t \in \mathcal{T}$, la generación neta del vendedor $j \in \mathcal{J}$ que entra en el mercado P2P de la EC es $G_{jt} = G_t^j - D_t^j$. Similarmente, la demanda neta del agente $i \in \mathcal{I}$ es $D_{it} = D_t^i - G_t^i$. Cabe destacar que, en adelante se suprime de la notación el subíndice utilizado para el tiempo, teniendo en cuenta que los procesos presentados se deben realizar para cada periodo de tiempo $t \in \mathcal{T}$.

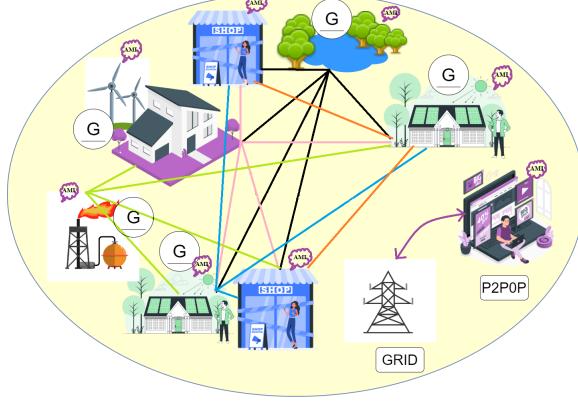


Figura 1. Arquitectura de la EC con mercado P2P.

II-B. Función de bienestar para vendedores

El bienestar para el vendedor $j \in \mathcal{J}$ está dado por

$$W_j = U_j + R_j - Hg_j,$$

donde U_j es la utilidad de su autoconsumo, R_j es la recompensa que recibe por la energía que entrega y Hg_j son los costos de generación asociados. La utilidad está dada por una función cuadrática que depende de la energía consumida internamente por el generador, así:

$$U_j(D^j) = \lambda_j D^j - \frac{\theta_j}{2} (D^j)^2, \quad (1)$$

donde λ_j y θ_j son factores de preferencia. Dicha forma de la utilidad es ampliamente utilizada para definir las funciones de bienestar en el ámbito económico [4], [13], [14].

La recompensa y los costos de generación dependen de la energía P_{ji} , que el generador $j \in \mathcal{J}$ decide vender al comprador $i \in \mathcal{I}$. La recompensa se define como

$$R_j = - \sum_{i \in \mathcal{I}} \frac{P_{ji}}{\ln(1 + \pi_i)},$$

siendo π_i el precio que el comprador $i \in \mathcal{I}$ está dispuesto a pagar para suplir su demanda. Tal precio debe estar dentro del rango de los precios de la red principal, es decir,

$$\pi_{gb} \leq \pi_i \leq \pi_{gs}, \quad (2)$$

donde π_{gb} y π_{gs} son los precios de compra y de venta de la red, respectivamente. Nótese que, la recompensa crece cuando los consumidores envían precios altos por el recurso y decrece cuando el precio es cercano a π_{gb} . Finalmente, los costos asociados a la unidad generadora están dados por

$$Hg_j = a_j \left(\sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji} \right)^2 + \left(b_j \sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji} \right) + c_j,$$

donde los parámetros positivos a_j , b_j y c_j dependen del tipo de generador y de su operación. $\sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji}$ es la potencia disponible para la venta que tiene la unidad generadora j y se encuentra dentro de un rango, según disponibilidad. Por lo tanto, dicha energía debe satisfacer:

$$0 \leq \sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji} \leq G_j. \quad (3)$$

Además, la potencia despachada por todos los vendedores hacia el comprador $i \in \mathcal{I}$ debe ser no negativa y menor o igual a su demanda neta, es decir,

$$0 \leq \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji} \leq D_i. \quad (4)$$

Siguiendo la formulación presentada en [3], se consideran dos escenarios:

- i) Si la demanda neta de la EC es menor o igual que la generación neta, entonces se debe suplir toda la demanda con la generación de la comunidad participante del mercado P2P. Luego, si

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} D_i \leq \sum_{j \in \mathcal{J}} G_j,$$

entonces

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji} = \sum_{i \in \mathcal{I}} D_i. \quad (5)$$

- ii) Si la demanda neta de la EC es mayor que la generación neta, entonces se debe usar toda la energía de la comunidad participante del mercado P2P. Esto implica que, si

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} D_i > \sum_{j \in \mathcal{J}} G_j,$$

entonces

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji} = \sum_{j \in \mathcal{J}} G_j. \quad (6)$$

A partir de todas las consideraciones previas, se puede plantear el problema de optimización, que tiene como objetivo maximizar el bienestar de todos los generadores, es decir,

$$\max_{P_{ji}} \sum_{j \in \mathcal{J}} W_j$$

tal que las restricciones (3), (4), (5) y (6) se satisfagan.

II-C. Función de bienestar para los compradores

El bienestar para el comprador $i \in \mathcal{I}$ está dado por

$$W_i = U_i(G_i) + \frac{\sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji}}{\ln(\pi_i + 1)} - \beta_i \sum_{k \neq i} \pi_k \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{jk},$$

donde U_i representa la utilidad por su autoconsumo, siguiendo (1). Note que para el caso de los consumidores puros, la utilidad es nula. El segundo término hace referencia a los gastos asumidos por i al comprar una cantidad de energía $\sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji}$, al aumentar el precio de un bien, el bienestar de los consumidores disminuye. Sin embargo, dada la concavidad asociada a la función, la disminución del bienestar se desacelera, lo que permite que el consumidor i se motive a mejorar su oferta y posiblemente ganar el recurso. Finalmente, el tercer término corresponde a la competencia por el recurso con los demás consumidores, dadas las ofertas que ellos presenten y la potencia asociada a ese precio. Si los consumidores k tienen precios más altos que el consumidor i hacen que su bienestar disminuya y por tanto sienta i la necesidad de aumentar su precio, esperando que cambie la cantidad de potencia que el generador j decide vender tras su oferta. El factor β_i

caracteriza la necesidad de i por adquirir su energía neta demandada. En esencia, un comprador con un β_i alto será más agresivo a la hora de competir por recursos, mientras que valores bajos de β_i indican que la competencia pesa poco en el bienestar del comprador.

El problema de optimización tiene como objetivo maximizar el bienestar de todos los compradores en función del precio de pago, es decir,

$$\max_{\pi_i} \sum_{i \in \mathcal{I}} W_i,$$

tal que la restricción (2) se satisfaga y para todo vendedor $j \in \mathcal{J}$ debe cumplirse

$$Hg_j \leq \sum_{i \in \mathcal{I}} \pi_i P_{ji}. \quad (7)$$

La restricción (2) asegura que el precio que establezcan los compradores para el intercambio de energía con los vendedores esté dentro de los establecidos por la red principal, con el fin de que el intercambio energético sea beneficioso tanto para compradores como para vendedores. Además, dado que los compradores deciden el precio y pueden racionalmente proponer el mínimo posible, se agrega la restricción (7) para satisfacer siempre los costos de generación. De esta manera, todos los pagos que realicen los compradores a los vendedores deben ser mayores o iguales a los costos que asumen los vendedores en su operación o producción.

II-D. Integración de los modelos para compradores y vendedores

El modelo utiliza para su integración un juego de Stackelberg, en el que un líder y uno o más seguidores toman decisiones estratégicas secuenciales. El líder mueve primero, optimizando su estrategia considerando cómo responderán los seguidores, quienes reaccionan de manera óptima dado el movimiento del líder [15], [16]. Para el modelo se tiene \mathcal{J} vendedores que actúan como líderes y \mathcal{I} compradores que actúan como seguidores. La solución del juego establece que existe un resultado único y óptimo, denominado equilibrio de Stackelberg (SE), donde ningún participante puede aumentar

su beneficio modificando su estrategia [4], [12]. Formalmente, el juego se define como

$$\mathcal{G} = \left\{ \{\mathcal{J} \cup \mathcal{I}\}, \{P_{ji} \cup \pi_i\}, \left\{ \sum_{j \in \mathcal{J}} W_j \cup \sum_{i \in \mathcal{I}} W_i \right\} \right\},$$

donde los jugadores son el conjunto de vendedores \mathcal{J} y el conjunto de compradores \mathcal{I} ; el conjunto de estrategias son P_{ji} y π_i ; y las funciones de pago son las funciones de bienestar de vendedores y compradores. El SE es el conjunto de estrategias (π_i^*, P_{ji}^*) si y solo si se cumple que para todo π_i [15]:

$$W_i(\pi_i^*, P_{ji}^*) \geq W_i(\pi_i, P_{ji}^*), \quad (8)$$

y que para todo P_{ji} ,

$$W_j(\pi_i^*, P_{ji}^*) \geq W_j(\pi_i^*, P_{ji}). \quad (9)$$

El algoritmo desarrollado y de integración presenta la estructura presentada en **Algoritmo 1**. El ciclo mientras permite realizar el juego, al calcular las P_{ji} , estas ingresan como parámetros a la función de bienestar W_i y se hace el proceso de maximización. Posteriormente, al obtener los precios óptimos, estos ingresan a la función W_j y se realiza el proceso de maximización del bienestar de los generadores. Las iteraciones se repiten hasta que se cumpla (8) y (9). Además, se considera que la norma de la diferencia entre los bienestares en cada iteración sea menor que ϵ . El algoritmo es desarrollado en python haciendo uso de la librería *scipy.optimize*. El solucionador utilizado para el problema de los consumidores es *Sequential Least Squares Programming (SLSQP)*, dado que tiene buenas características de convergencia y tiempo. Sin embargo, para el modelo de los generadores se emplea *trust-constr* debido a la presencia de restricciones asintóticamente activas. El método está basado en regiones de confianza, ofrece una gestión más robusta al limitar los pasos dentro de un conjunto factible, asegurando así el cumplimiento de las restricciones de manera más fuerte y precisa.

III. CASOS DE ESTUDIO Y RESULTADOS

La Figura 2 (a) presenta perfiles de demanda obtenidos de [6]. Al perfil de demanda 4 se añadió un proceso productivo, por tanto, hay mayor demanda entre las 6 AM y las 6 PM. Se escaló seis veces el perfil 1 para representar un edificio, mientras que el último perfil corresponde a un consumidor puro. Por otra parte, la Figura 2 (b) muestra las curvas de generación de los diferentes generadores que participan en la EC. El perfil 1 corresponde a un generador térmico de baja potencia. Los perfiles 2 y 3 representan microrredes que incluyen tanto generación eólica como fotovoltaica. El perfil de generación 2 también incluye un generador térmico de baja potencia con la mitad de la capacidad del generador 1. Los generadores 4 y 5 son eólicos, siendo el generador 5 el que cuenta con una mayor capacidad instalada. La curva de generación solar fue seleccionada con base en [17]. La curva de generación eólica se deriva de [18]. La Tabla I presenta los costos de operación o generación adaptados de [19].

Algoritmo 1 Gestión de energía para EC

Entrada $G_t^n, D_t^n, \theta_n, \lambda_n, \beta_n, \epsilon$

Para t en \mathcal{T}

Calcular $GDR_t^n \forall n \in \mathcal{N}$

$GDR_t^n < 1 \leftarrow$ compradores

$GDR_t^n > 1 \leftarrow$ vendedores

Calcular G_i, D_i, G_j, D_j

Para t en \mathcal{T}

$P_{ji} = \text{random}$

$\pi_i = \text{random } (\pi_s, \pi_b)$

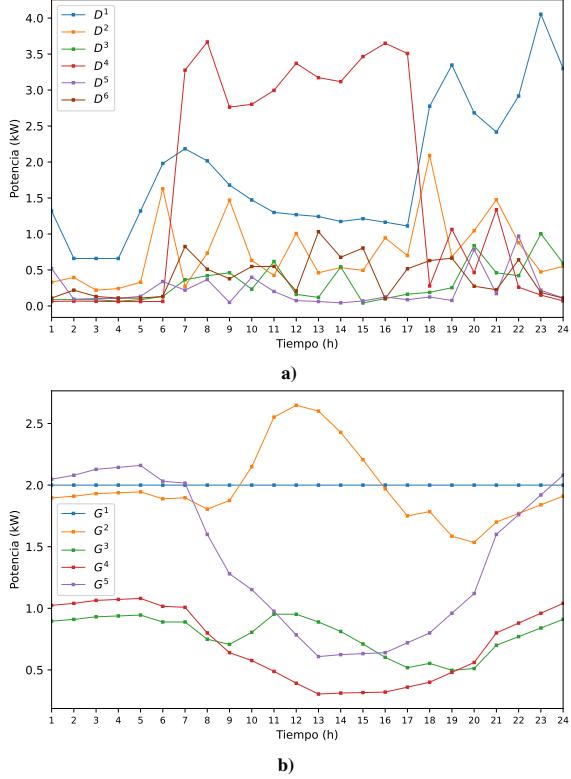
Mientras $W_j(\pi_i^*, P_{ji}^*) + W_j(\pi_i^*, P_{ji}) \geq W_j(\pi_i, P_{ji})$

$+ W_j(\pi_i, P_{ji}) \wedge |W_i^* + W_j^* - W_i + W_j| < \epsilon$

$P_{ji}^* = \arg \max W_j$

$\pi_i^* = \arg \max W_i$

Salida P_{ji}^*, π_i^*



III-A. Selección de cantidades y precios óptimos

Para el análisis se seleccionan dos períodos de tiempo. Para $t = 13$ (1 PM), la EC tiene exceso de generación, mientras que, para $t = 18$ (6 PM) tiene exceso de demanda. La Tabla II presenta los parámetros de los agentes para dichos instantes de tiempo.

III-A1. Escenario $t = 13$: El GDR para los agentes 1, 2, 3 y 5 es mayor a 1. Por lo tanto, para el periodo de tiempo $t = 13$ tales agentes son vendedores. En contraste, los agentes 4 y 6 tienen un GDR menor a 1, siendo compradores.

Tabla I

PARÁMETROS DE COSTO Y LÍMITES DE GENERACIÓN PARA LA EC.

Agente	Costo	
	$a_j (\$/kWh)^2$	$b_j (\$/kWh)$
1	0,089	52
2	0,110	58
3	0,069	40
4	0,000	37
5	0,000	32

Tabla II

DEMANDA Y GENERACIÓN DE LA EC.

n	1	2	3	4	5	6
t	$D_t^n (kWh)$					
13 (1PM)	1,24	0,46	0,12	3,17	0,06	1,03
18 (6PM)	2,78	2,09	0,19	0,28	0,12	0,63
t	$G_t^n (kWh)$					
13 (1PM)	2,00	2,60	0,89	0,30	0,61	0,00
18 (6PM)	2,00	1,78	0,55	0,40	0,80	0,00

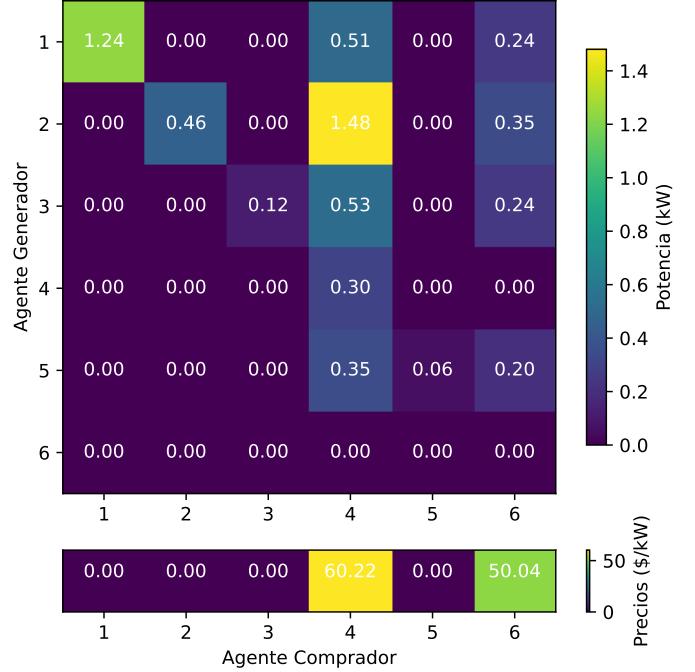


Figura 3. Cantidad de energía transada P_{ji} y precios π_i para $t = 13$.

La Figura 3 muestra la cantidad óptima P_{ji} negociada en el mercado de energía P2P, donde la diagonal representa la energía autoconsumida. En este caso, toda la demanda de la EC se suple por los recursos energéticos instalados. Los generadores 1, 3 y 5 son despachados a su máxima capacidad de generación durante este periodo. El generador 2, el más costoso, queda con exceso de capacidad y debe vender su energía al precio de la red. Al analizar el comportamiento de la selección de precios, el comprador 4, con la mayor demanda, debe pagar un costo más alto para asegurar la energía requerida.

Dado que, la energía neta en el mercado P2P es mayor a la demandada, entonces, se cumple la restricción (5), donde la demanda se suple en su totalidad para todos los agentes. También, se satisface la restricción (3), para que ninguna unidad exceda su límite permitido. Además, la Figura 4 muestra cómo la recompensa (energía transada por el precio) es siempre superior a los costos de generación u operación. La Figura 5 indica la convergencia del algoritmo al realizar el juego y buscar el SE partiendo de condiciones iniciales aleatorias. El algoritmo tiene como criterio de parada el SE, (8), (9) y la diferencia de las normas entre interacciones del bienestar de la comunidad.

III-A2. Escenario $t = 18$: El GDR para los agentes 3, 4 y 5 es mayor que 1. Por lo tanto, para el periodo de tiempo $t = 18$ tales agentes son identificados como vendedores. En contraste, los agentes 1, 2 y 6, con un GDR menor que 1, son compradores. La Figura 6 presenta las cantidades óptimas P_{ji} . En este caso, en el que se presenta un déficit de energía, se cumple la restricción (6) donde todos los vendedores se despachan en su totalidad. También se satisface la restricción (4), ya que, la energía negociada en el mercado P2P es inferior

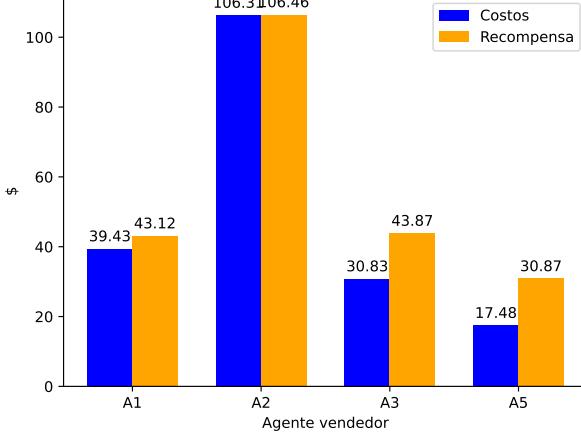


Figura 4. Costos y recompensa de los vendedores en $t = 13$.

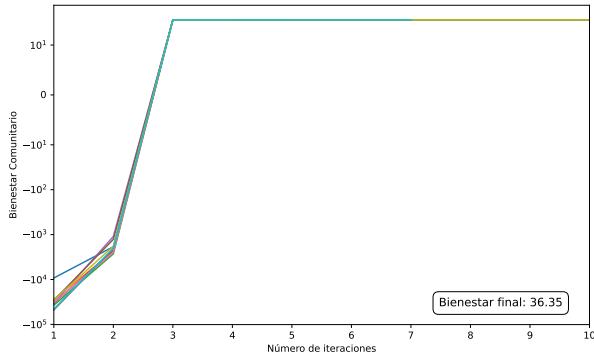


Figura 5. Convergencia del algoritmo para $t = 13$.

a la demandada. El comprador 1 cubre toda su demanda en el mercado interno de la EC, mientras que los agentes 2 y 6 no suplen en su totalidad la demanda y tienen que comprar el resto de energía requerida al precio de la red. El precio decidido por los compradores es similar para los tres casos. Sin embargo, el agente 1 compra por \$0,04 por encima del precio del agente 2 y 6, siendo el agente que alcanza a cubrir la totalidad de la demanda con la energía de la EC. En la Figura 7 se observa que los vendedores cubren sus costos de generación y obtienen una recompensa, dando cumplimiento a la restricción (7).

IV. CONCLUSIÓN

En este trabajo fue implementado un EMS reactivo a los costos de los generadores buscando incentivar el uso de energías renovables en la comunidad. El precio fijado por los compradores está dentro de los precios de compra y venta de la red, permitiendo que los agentes de la EC tengan incentivo para participar en el mercado P2P. El sistema propende por utilizar la energía de la EC para satisfacer su demanda. Además de permitir a los usuarios tener conciencia de su consumo, dado que el precio determinado es mayor cuanto más alta sea la demanda. El uso del juego de Stackelberg y técnicas de optimización en el EMS permite aumentar el bienestar comunitario y contribuye a la sostenibilidad de las

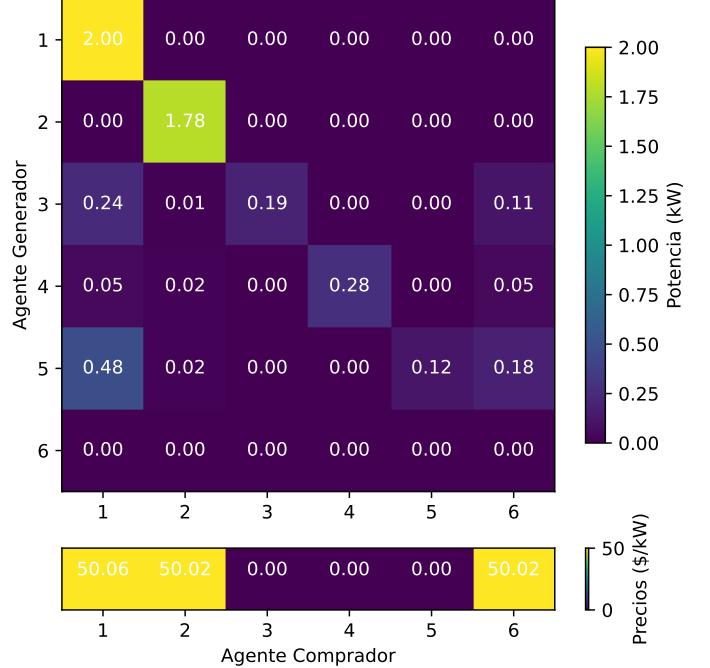


Figura 6. Cantidad de energía transada P_{ji} y precios π_i para $t = 18$.

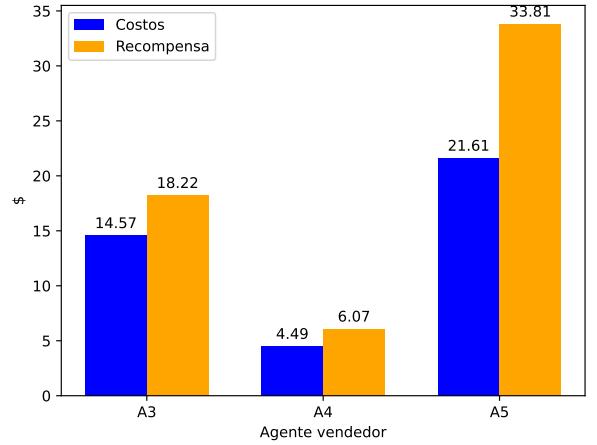


Figura 7. Costos y recompensa de los vendedores para $t = 18$.

ECs al priorizar el autoconsumo y gestionar eficientemente las transacciones de energía.

Para futuros trabajos se espera explorar la inclusión de tecnologías emergentes como almacenamiento de energía y la integración de vehículos eléctricos, lo que permitiría una mayor flexibilidad y eficiencia en la gestión de la energía. De igual manera se propone considerar diferentes comportamientos de los usuarios de la comunidad para obtener un modelo que contemple demandas o costos excesivos como necesidades específicas.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo es financiado por el proyecto BPIN 2021000100499, CTI - SGR y Minciencias, Colombia, y por

el proyecto con código registro 100088 (beca postdoctoral 2023 otorgada a K.G.), Minciencias, Colombia.

REFERENCIAS

- [1] E. Barabino, D. Fioriti, E. Guerrazzi, I. Mariuzzo, D. Poli, M. Raugi, E. Razaei, E. Schito, and D. Thomopoulos, "Energy communities: A review on trends, energy system modelling, business models, and optimisation objectives," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 36, p. 101187, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2023.101187>.
- [2] W. Tushar, T. K. Saha, C. Yuen, D. Smith, and H. V. Poor, "Peer-to-peer trading in electricity networks: An overview," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, no. 4, pp. 3185–3200, 2020. 10.1109/TSG.2020.2969657.
- [3] B. Mao, D. Han, Y. Wang, X. Dong, and Z. Yan, "Pricing mechanism for community prosumers in decentralized electricity market," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 9, no. 5, pp. 1905–1917, 2023. 10.17775/CSEEPES.2020.06480.
- [4] A. Paudel, K. Chaudhari, C. Long, and H. B. Gooi, "Peer-to-peer energy trading in a prosumer-based community microgrid: A game-theoretic model," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 8, pp. 6087–6097, 2019. 10.1109/TIE.2018.2874578.
- [5] T. Perger, "Fair energy sharing in local communities: Dynamic participation of prosumers," in *2020 17th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, pp. 1–6, IEEE, 2020. 10.1109/EEM49802.2020.9221933.
- [6] T. Perger and H. Auer, "Dynamic participation in local energy communities with peer-to-peer trading," *Open Research Europe*, vol. 2, pp. 5–20, 2022. 10.12688/openreseurope.14332.2.
- [7] M. Tofighi-Milani, S. Fattaheian-Dehkordi, M. Gholami, M. Fotuhi-Firuzabad, and M. Lehtonen, "A novel distributed paradigm for energy scheduling of islanded multiagent microgrids," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 83636–83649, 2022. 10.1109/ACCESS.2022.3197160.
- [8] Y. Xia, Q. Xu, S. Li, R. Tang, and P. Du, "Reviewing the peer-to-peer transactive energy market: Trading environment, optimization methodology, and relevant resources," *Journal of Cleaner Production*, vol. 383, p. 135441, 2023. 10.1016/j.jclepro.2022.135441.
- [9] S. Suthar, S. H. C. Cherukuri, and N. M. Pindoriya, "Peer-to-peer energy trading in smart grid: Frameworks, implementation methodologies, and demonstration projects," *Electric Power Systems Research*, vol. 214, p. 108907, 2023. 10.1016/j.epsr.2022.108907.
- [10] A. L. Bukar, M. F. Hamza, S. Ayub, A. K. Abobaker, B. Modu, S. Mohseni, A. C. Brent, C. Ogbonnaya, K. Mustapha, and H. O. Idakwo, "Peer-to-peer electricity trading: A systematic review on current developments and perspectives," *Renewable Energy Focus*, vol. 44, pp. 317–333, 2023. 10.1016/j.ref.2023.01.008.
- [11] S. Xuanyue, X. Wang, X. Wu, Y. Wang, Z. Song, B. Wang, and Z. Ma, "Peer-to-peer multi-energy distributed trading for interconnected microgrids: A general Nash bargaining approach," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 138, p. 107892, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2021.107892>.
- [12] X. Yu, D. Pan, and Y. Zhou, "A Stackelberg game-based peer-to-peer energy trading market with energy management and pricing mechanism: A case study in Guangzhou," *Solar Energy*, vol. 270, p. 112388, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2024.112388>.
- [13] M. Choobineh, A. Arabnya, A. Khodaei, and H. Zheng, "Game-theoretic peer-to-peer solar energy trading on blockchain-based transaction infrastructure," *e-Prime-Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, vol. 5, p. 100192, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.prime.2023.100192>.
- [14] M. Khorasany, A. Paudel, R. Razzaghi, and P. Siano, "A new method for peer matching and negotiation of prosumers in peer-to-peer energy markets," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 12, no. 3, pp. 2472–2483, 2021. 10.1109/TSG.2020.3048397.
- [15] A. Thomas, M. P. Abraham, and A. M. G, "Analysis of peer-to-peer energy trading in a dynamic environment using Stackelberg game," in *2021 Seventh Indian Control Conference (ICC)*, pp. 412–417, 2021. 10.1109/ICC54714.2021.9703159.
- [16] D. Yang, Z. He, Y. Sun, B. Li, D. Li, X. Liu, and C. Jiang, "Optimised operation of integrated community energy system considering integrated energy pricing strategy: A two-layer stackelberg game approach," *Journal of Energy Storage*, vol. 87, p. 111383, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.est.2024.111383>.
- [17] J. Liu, S. Y. Samson, H. Hu, and H. Trinh, "A combinatorial auction energy trading approach for VPPs consisting of interconnected microgrids in demand-side ancillary services market," *Electric Power Systems Research*, vol. 224, p. 109694, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2023.109694>.
- [18] X. Zhu, J. Xue, M. Hu, Z. Liu, X. Gao, and W. Huang, "Low-carbon economy dispatching of integrated energy system with P2G-HGT coupling wind power absorption based on stepped carbon emission trading," *Energy Reports*, vol. 10, pp. 1753–1764, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2023.08.023>.
- [19] Y. Yang, X. Xu, L. Pan, J. Liu, J. Liu, and W. Hu, "Distributed prosumer trading in the electricity and carbon markets considering user utility," *Renewable Energy*, vol. 228, p. 120669, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2024.120669>.



Sofía Chacón is a Physical and Electronic Engineer from the Universidad Nacional de Colombia, Manizales. She is currently pursuing a Master's degree in Electronic Engineering at the Universidad de Nariño, Colombia. Additionally, she is certified in Artificial Intelligence. She works as a research assistant on a project focused on energy transactions for multiple agents. Her main research interests include energy management systems, optimization in power systems, game theory applications, distributed energy management, and peer-to-peer

energy markets.



Katerine Guerrero received the B.S. degree in electronics from Universidad de Nariño, Colombia, in 2007; the M.S. degree in electronics engineering from Pontificia Universidad Javerica - Cali, Colombia, in 2012; and the Ph.D. degree in engineering from Universidad del Valle, Colombia, in 2021. She principal investigator and research coordinator



Germán Obando received the B.S. degree in electronics from Universidad de Nariño, Colombia, in 2008; the M.S. degree in electronics engineering from Universidad de los Andes, Colombia, in 2010; and the Ph.D. degree in engineering from Universidad de los Andes and Ecole des Mines de Nantes, France, in 2016. He joined the Department of Electronics of Universidad de Nariño in 2023, where he is currently an Associate Professor. His research interests include population dynamics, particularly the application of game theory to model engineering problems; distributed control, with a focus on consensus algorithms; and time-delayed systems



Andrés Pantoja Andrés Pantoja received the B.S. degree in electronics engineering from the Universidad Nacional, Manizales, Colombia, in 1999 and the M.S. and PhD. degrees in electronics engineering from the Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia, in 2008 and 2012, respectively. In 2003, he joined Departamento de Electrónica, Universidad de Nariño, Pasto, Colombia, where he is currently an Associate Professor and researcher with the GIIEE group. His areas of interest include distributed optimization, control systems, and optimization in microgrids.