

A Technical and Economic Criteria Comparison on Demand Side Management with Multi-Level Optimization Model

S. N. Bragagnolo, J. C. Vaschetti, *Senior Member, IEEE* y F. Magnago, *Senior Member, IEEE*

Abstract—One-level optimization methods have been proposed to optimize the load profile of a single user or a cluster of users in the smart grids. In this work, two two-level optimization methods are studied, one considering technical requirements and other considering economic criteria. In the upper level, the supplier optimizes its objective function. Meanwhile, at the lower level, users optimize their electrical costs. The proposed methods are based on genetic algorithm methods. In this sense, an indirect control is established in which users react to a price signal. Simulations results illustrate that both cases improve the demand profile and increase the retailer profit. However, when the supplier tries to maximize the profit, some users receive benefits in detriment of others, concluding that the technical approach is preferable than the economical one.

Index Terms— Demand Side Management, Smart Grids, Demand Response, Multilevel Optimization, Genetic Algorithm, Indirect control

NOMENCLATURA

A: Matriz de Estados

E: Vector de consumo energético

X: Estrategia de demanda del usuario

P: Vector de Precios ($\$/Wh$)

F: Factura Eléctrica ($\$/$)

E_{pc} : Energía promedio consumida por los usuarios

ΔE : Factor de aplanamiento

g_i : Restricción al precio

C: Costo del suministro eléctrico

I. INTRODUCCIÓN

Históricamente los sistemas de potencia han estado gobernados verticalmente con subsistemas definidos claramente: generación, transmisión y distribución. Sin embargo, la forma en que se consume, transporta y produce la energía eléctrica está modificándose drásticamente al incorporar nuevas tecnologías a las redes eléctricas como la generación distribuida (GD), almacenamiento distribuido y

vehículos eléctricos. Como consecuencia, los sistemas de operación y control, así como la gestión de la demanda (DSM, Demand Side Management), se expanden sobre las redes de distribución [1], [2].

Los sistemas eléctricos de potencia enfrentan diferentes desafíos como problemas de confiabilidad, baja eficiencia, altas pérdidas de energía, altas emisiones y alto poder de mercado. Del lado de la demanda, la tarifa tradicional de precios plana es una desconexión con el precio de la energía en el mercado eléctrico. Esto produce un uso ineficiente de los recursos y usuarios que no tienen motivación en modificar su consumo [3]. Además, por la necesidad de la descarbonización, el uso de sistemas de aire acondicionado, vehículos eléctricos y la incorporación de generación distribuida se incrementarán considerablemente. En adición, la demanda será más fluctuante y con mayores picos, reduciendo la eficiencia de la generación, incrementando las pérdidas de la red y los costos eléctricos asociados [4]–[6]. Basado en estos cambios, balancear la generación con la demanda en las redes eléctricas, para asegurar confiabilidad y calidad, se convierte en un problema complejo. Para enfrentar estos desafíos, existe un gran interés en DSM y en el almacenamiento del exceso de la generación [7]. La DSM permite aplanar la curva de demanda y reducir pérdidas debido a la disipación de la energía.

En DSM hay dos principales enfoques: Control indirecto y control directo. El primero se implementa por medio de incentivos como precios, comercio de la energía e incluso interacción social alentando la participación proactiva de los usuarios. En este método, el distribuidor puede emplear altas tarifas si el suministro en el sistema está comprometido [8]. Algunos esquemas de tarifas usados son: Tiempo de uso (ToU), precio crítico de pico (CPP), precio por carga máxima, precio dinámico o de tiempo real y variaciones de los mismos [9]. En lo referente a optimización multinivel son comunes los precios en tiempo real (RTP, Real Time Price) y los precios pronosticados para el día siguiente (day-ahead pricing scheme en inglés) [10]. Este último esquema luce más atractivo para los usuarios [11]. Las investigaciones sobre el control indirecto [12]–[20] muestran a los usuarios modificando su consumo a través de algoritmos de optimización. En los métodos de control directo el operador actúa directamente sobre las cargas [21]–[24]. En [21] cada usuario propone la máxima carga que puede desplazar, mientras que en [22] los

Enviado para revisión a IEEE Latin America Transactions el 18/08/2020

S. N. Bragagnolo, CIDTIEE, Facultad Regional Córdoba, Universidad Tecnológica Nacional, Córdoba, Córdoba, Argentina, sbragagnolo91@gmail.com

J. C. Vaschetti, CIDTIEE, Facultad Regional Córdoba, Universidad Tecnológica Nacional, Córdoba, Córdoba, Argentina, jvaschetti@gmail.com.

F. Magnago, GASEP, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Río Cuarto, Río Cuarto, Córdoba, Argentina, fernando.magnago@gmail.com

usuarios definen la prioridad de cada carga desplazable. Aunque el control directo permite un mejor perfil de la demanda, este implica una intervención sobre los usuarios y esto lo hace impracticable [25]. Por estas razones se propone una optimización multinivel en la cual la distribuidora optimiza su esquema de precios y por este medio incentiva el desplazamiento de las cargas sin intervenir sobre los usuarios.

La optimización multinivel es un enfoque reciente en el campo de la DSM. En [9] se presenta una revisión bibliográfica sobre la optimización multinivel, la mayoría de los artículos analizados aplica un criterio económico del lado de la distribuidora, esto es, la distribuidora busca maximizar su ganancia. Los usuarios pueden tener un solo objetivo que es disminuir su costo o, adicionar a este, el confort. Se mencionan además las diferentes técnicas empleadas para resolver este problema, las cuales abarcan desde el uso de las condiciones Karush–Kuhn–Tucker (KKT) y los algoritmos tradicionales, hasta el uso de los algoritmos heurísticos. Los autores de [10] presentan una optimización multinivel para maximizar la ganancia de la distribuidora y disminuir el costo eléctrico, incluyen también el confort de los usuarios. Para resolver la optimización propone dos algoritmos heurísticos y muestran que los algoritmos tradicionales no brindan una solución aceptable. En [11] se propone una optimización multinivel configurada como una competencia Stackelberg, la distribuidora busca maximizar su ganancia y los prosumidores reducir sus costos. El problema es transformado a uno de un solo nivel mediante una función cuadrática, con restricciones cuadráticas. En su revisión bibliográfica, la mayoría de los autores proponen un criterio económico para la distribuidora y transforman los dos niveles de optimización en un problema de un solo nivel usando las condiciones de KKT. En [26] se presenta una optimización multinivel configurada como una competencia Stackelberg con un esquema tarifario de tiempo y nivel de uso (TLOU, Time and Level of Use), donde el distribuidor optimiza su ganancia y los consumidores reservan una capacidad de energía. Un enfoque similar fue propuesto en [27] y [28]. En [27], se usa la competencia de Stackelberg (líder-seguidores), en éste la distribuidora encuentra el óptimo por medio de un algoritmo genético (GA, genetic algorithm) mientras que en los usuarios se usa programación lineal. En [28] se propone una optimización multinivel, donde la distribuidora usa un GA y los usuarios usan programación lineal para resolver sus objetivos. En ambos artículos se siguen los mismos objetivos: los usuarios buscan minimizar su costo desplazando sus cargas y la distribuidora busca maximizar su ganancia, modificando el esquema de precios. Sin embargo, esta situación no garantiza una distribución correcta de la demanda. Además, el uso de programación lineal limita el modelado de diferentes cargas.

La optimización multinivel es un problema NP-complejo, donde los agentes del nivel inferior (usuarios) pueden dar múltiples respuestas ante una misma proposición del agente superior (distribuidora). Algunos autores proponen la aplicación de las condiciones de KKT para convertir el problema multinivel a uno de un solo nivel y encontrar así la solución óptima. Ya que esta transformación garantiza que la

respuesta del conjunto de usuarios del nivel inferior sea la óptima para la distribuidora. Como desventaja se requiere de un esfuerzo computacional considerable que lo hace aplicable solo a pequeña escala [9]–[11]. Además, se requiere la cooperación entre la distribuidora y los usuarios [9] y/o un control directo sobre los usuarios, siendo la necesidad de cómputo concentrada en una sola computadora. Sin embargo, en la vida real los problemas suelen ser no-cooperativos y los usuarios quieren mantener su privacidad [2], [9]. Es por esto que no se considera conveniente la transformación a un solo nivel y, se mantienen los dos niveles que además permiten aprovechar los recursos computacionales distribuidos del lado de los usuarios.

Respecto al uso de los algoritmos de optimización, algunos autores prefieren métodos heurísticos para posibilitar la escalabilidad del problema y reducir el esfuerzo computacional [11] [9]. Como desventaja, estos algoritmos no siempre encuentran la solución óptima, aunque sean aproximaciones de muy buena calidad. En [9], se mencionan dos enfoques comunes: el optimista y el pesimista. En el enfoque optimista se considera que, ante un esquema de precios propuesto por la distribuidora, el conjunto de usuarios presenta la respuesta que hace que la solución de la distribuidora sea la óptima. Mientras que el enfoque pesimista considera que el conjunto de usuarios responde con la peor condición posible para la distribuidora. Además, [9] sostiene que en la transformación del problema a un solo nivel en realidad se está considerando un enfoque optimista.

El presente artículo es una continuación de [2], donde se realizó un análisis sobre los tipos de control y se efectuó una primera propuesta de interacción usuario-distribuidora. Se propone un método de optimización multinivel basado en un GA para optimizar la función objetivo de la distribuidora y el costo eléctrico de los usuarios. Se proponen dos casos en el nivel de la distribuidora: El caso 1 es un enfoque innovador que se lo denominará enfoque técnico ya que el perfil de demanda es optimizado basado en las condiciones de la red eléctrica. El objetivo de la distribuidora es obtener una demanda plana que permita un mejor uso de la infraestructura y de la generación. En el caso 2 el objetivo de la distribuidora es maximizar su ganancia, de forma similar a [28]. Para lograr estos objetivos, en ambos casos, la distribuidora propone un mecanismo de precios dinámico, específicamente el precio pronosticado para el día siguiente. Entonces, los usuarios que desean pagar lo menos posible por la energía utilizada, modifican sus cargas desplazables.

Varios usuarios con cargas diferentes son modelados y el resultado muestra un aplanamiento de la curva de demanda.

El resto del artículo está organizado como sigue: La Sección II muestra el marco teórico y el modelo de interacción entre los usuarios y la distribuidora. Para este propósito, el esquema de consumo del usuario es detallado y se discute la función objetivo de cada nivel. En la Sección III se simula el problema y se muestran sus resultados. Finalmente, en la Sección IV se presentan las principales conclusiones y las líneas de investigación futuras.

II. MÉTODO PROPUESTO PARA LA DSM

Esta sección describe el modelo del usuario y la interacción con la distribuidora.

A. DSM y Clasificación de las Cargas

DSM consiste en el control automático de las cargas a operar del sistema y mejora su sustentabilidad [21]. El patrón de consumo de los usuarios puede ser alterado cambiando su perfil de demanda. En este sentido, el DSM es un enfoque activo que permite dos grandes categorías de acción: 1) reducción del consumo, 2) desplazamiento del consumo [29]. La fig. 1 muestra las diferentes acciones que pueden realizarse en la demanda.

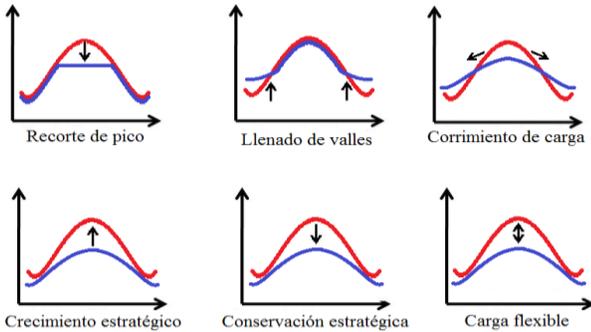


Fig. 1. Estrategias clásicas usadas en la DSM [21].

Las aplicaciones y equipos en las unidades residenciales pueden clasificarse de acuerdo con sus características de consumo:

- Cargas desplazables: son aquellas que pueden desplazarse desde el pico de demanda a otro momento deseado o a las horas de valle de demanda. Como ejemplo se encuentra el lavarropas y los sistemas de calefacción.

- Cargas interrumpibles: son las cargas que pueden interrumpirse momentáneamente. Pero luego de finalizado el evento de respuesta a la demanda se requiere una compensación. En este sentido, el usuario puede interrumpir la carga sin afectar su confort, considerando que la operación será completada dentro de un período apropiado y producirá beneficios económicos.

- Cargas ajustables: son aquellas en cuales la potencia demandada es una variable continua y puede ser controlada por el sistema.

- Cargas críticas o no interrumpibles: son aquellas que no pueden ser operadas. Por ejemplo, una heladera que está encendida todo el día. Su operación está estrictamente ligada al confort y la necesidad. Por ello, su interrupción atenta contra la calidad de vida del usuario [30] [31] [32].

De acuerdo con esta clasificación, se utilizan las cargas listadas y clasificadas por los mismos autores de este artículo en [2]. Además, se usan los 5 usuarios, propuestos en [33], con 28 cargas asignadas a cada usuario. Tres de las veintiocho cargas son propuestas como desplazables con tiempos de uso definidos mientras que al resto para este artículo se las considera como cargas críticas. Respecto a [33], solo se modifican los parámetros de las cargas desplazables. Para simular los algoritmos de los casos propuestos se decide modelar diez usuarios y se asigna el perfil de cada uno por medio de una función aleatoria.

B. Modelo y Definición de las Cargas

La tabla I muestra las tres cargas desplazables modeladas, definiendo tiempo, rango de uso, energía y duración.

TABLA I
CARGAS DESPLAZABLES

Tipo	Rango de uso [h]	Energía [Wh]	Duración [h]
Plancha	8:00 – 24:00	600	0,5
Lavarropas	Las 24 horas	182	1,5
Lavaplatos	Las 24 horas	1050	1

El GA solo podrá modificar la hora de encendido de las tres cargas desplazables mencionadas en Tabla I, el resto de las 25 cargas se las considera críticas y por tal motivo no puede modificarse su horario de consumo. Además, los rangos de uso de las cargas desplazables son restricciones a las variables manejadas por el GA del usuario y como el GA modifica la hora de encendido de las cargas desplazables, estas restricciones fijan los límites que pueden tomar. Como simplificación se decide que todos los usuarios tengan las mismas restricciones de Tabla I.

C. Optimización

Como la propuesta es establecer la mejor estrategia de precios posible para el distribuidor como respuesta a la optimización del costo de los usuarios, se define el proceso de optimización de cada usuario y luego el proceso de la distribuidora.

Se considera que cada consumidor posee un sistema residencial de gestión de la demanda. La interacción entre el distribuidor y los usuarios se realiza por medio de una infraestructura de comunicación de dos vías como la observada en fig. 2.

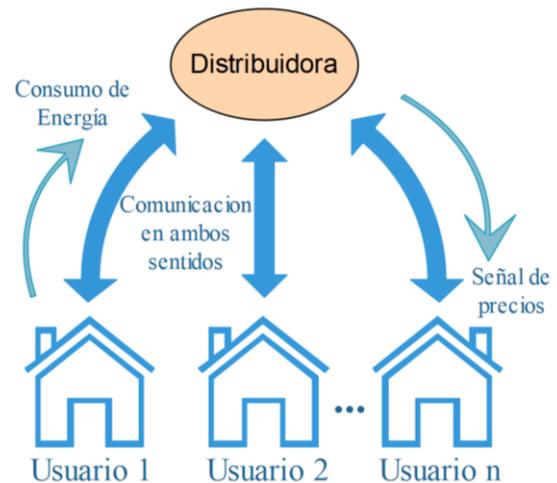


Fig. 2. Modelo multinivel [28].

Cada nivel de optimización usa un GA. Este algoritmo heurístico es seleccionado por su flexibilidad para optimizar diferentes tipos de funciones. Además, puede usar variables discretas y permite usar funciones de diferente naturaleza. Finalmente, el GA tiene como ventaja su metodología probabilística y el costo computacional para obtener una buena solución.

1) Función Objetivo del Usuario:

Cada usuario es modelado con 28 cargas. La matriz \mathbf{A}_u de estados binarios $[0, 1]$, de dimensión 96×28 , se usa para indicar si los n aparatos del usuario u están encendidos o apagados en el periodo j . Intervalos de 15 minutos son establecidos como los intervalos de medición, entonces 96 intervalos entran en un día. \mathbf{E}_u es el vector de consumo de los n aparatos que posee el usuario u , entonces e_i representa el consumo del i -ésimo aparato.

$$\mathbf{X}_u = \mathbf{A}_u \cdot \mathbf{E}_u \text{ con } \mathbf{X}_u \in \mathbb{R}^{96 \times 1} \wedge \mathbf{E}_u \in \mathbb{R}^{28 \times 1} \quad (1)$$

Al multiplicar \mathbf{A}_u por \mathbf{E}_u se obtiene (1). El Vector \mathbf{X}_u representa la estrategia de consumo del usuario u y $(x_j)_u$ es la energía consumida por todos los aparatos del usuario u en el periodo j .

El distribuidor propone un esquema de precios \mathbf{P} con un precio definido por intervalo. Entonces el elemento p_j es el precio propuesto por el distribuidor en el periodo j .

$$F_u = \mathbf{P}^T \mathbf{X}_u \text{ con } F_u \in \mathbb{R} \wedge \mathbf{P} \in \mathbb{R}^{96 \times 1} \quad (2)$$

El costo eléctrico F_u para el usuario u es obtenido del producto punto entre \mathbf{P} y \mathbf{X}_u . La ecuación (2) es la función objetivo del usuario y es la que quiere minimizar. Esto se consigue por cada usuario a través de su sistema. Se usa un GA para optimizar (2) con las restricciones observadas en tabla I.

2) Función Objetivo de la Distribuidora:

Dos funciones objetivo del distribuidor son modeladas y sus resultados comparados. Caso 1: un nuevo criterio técnico es propuesto donde la distribuidora modifica el precio por hora para obtener una curva de demanda aplanada. Caso 2: se elige un criterio económico como en [28], cuyo objetivo es incrementar la ganancia de la distribuidora al modificar el esquema de precios.

Debido al criterio técnico, la distribuidora tiene que comparar, para cada esquema diario de precios, la demanda de todos los usuarios respecto a un valor deseado en respuesta al precio pronosticado para el día siguiente. Con esto selecciona el precio de venta que produce la curva de demanda más plana.

$$E_{PC} = \frac{\sum_{j=1}^{96} \sum_{u=1}^n (x_j)_u}{96} \text{ con } E_{PC} \in \mathbb{R} \wedge (x_j)_u \in \mathbf{X}_u \quad (3)$$

El valor deseado E_{PC} se calcula en (3). Éste es un escalero que representa la energía promedio consumida por los usuarios en un intervalo del día. Notar que \mathbf{X}_u es la estrategia del usuario u para optimizar su costo.

$$\Delta_E = \sum_{j=1}^{96} \left(\sum_{u=1}^n (x_j)_u - E_{PC} \right)^2 \text{ con } \Delta_E \in \mathbb{R} \wedge (x_j)_u \in \mathbf{X}_u \quad (4)$$

El factor de aplanamiento Δ_E (4) está basado en (3). Δ_E es cero si el perfil de demanda es plano, caso contrario toma un valor positivo. Por esta razón, (4) es la función objetivo de la

distribuidora cuando considera aspectos técnicos, n es el número de usuarios. Como el vector \mathbf{X}_u cambia cuando el precio es modificado, Δ_E cambia.

$$g_j((x_j)_u, p_j) = b + (E_{PC} - \sum_{u=1}^n (x_j)_u) (p_j - 3) \geq 0 \wedge g_j \in G \quad (5)$$

Finalmente, el distribuidor optimiza (4) sujeto a (5). Esta función de restricción es incluida para obtener un mejor esquema de precios. Si la restricción al precio (5) no existiese, en algunos intervalos el precio podría no coincidir con la demanda y esto puede afectar la convergencia del GA.

La ecuación (5) implica tres condiciones necesarias para ser positiva:

- 1- $p_j \geq 3$ y $\sum_{u=1}^n (x_j)_u \geq E_{PC}$ el precio es alto si la demanda es superior al valor deseado E_{PC} .
- 2- $p_j < 3$ y $\sum_{u=1}^n (x_j)_u < E_{PC}$ el precio es bajo si la demanda es inferior al valor deseado E_{PC} .
- 3- $p_j = 3$ produce que el segundo término sea cero.

En el precio se escoge 3 ¢/kWh debido a que el precio puede variar entre 1 y 5 ¢/kWh. Siendo 3 el valor intermedio. Además, el termino constante b es agregado a (5) dado que los usuarios pueden elegir una estrategia diferente para el mismo esquema de precios y sin este término, las estrategias que cumplen una iteración del GA pueden no satisfacer la siguiente. Luego de varias simulaciones se optó por el valor de $b = 1$ considerando que daba una banda flexible para los casos donde el segundo término de la ecuación (5) de un valor próximo a cero, y se verificó que las estrategias que cumplieron esta restricción, fueron factibles en la siguiente iteración.

$$C_j = a_j L_j^2 + b_j L_j + c_j \quad (6)$$

Para el caso 2, la distribuidora determina su ganancia restandole al ingreso el costo de la electricidad. Se usa la función de costo (6) propuesta en [28] que indica el costo de la electricidad de la distribuidora por intervalo, L_j representa la cantidad de energía provista por la distribuidora en el intervalo j . Esta función es análoga a la utilizada para determinar el costo de una máquina de generación térmica. Siendo $a_j > 0$, $b_j \geq 0$ y $c_j \geq 0$ en cada intervalo.

$$\text{Ganancia} = \mathbf{P}^T \sum_{u=1}^n \mathbf{X}_u - \mathbf{C}^T \sum_{u=1}^n \mathbf{X}_u \quad (7)$$

La ecuación (7) calcula la ganancia de la distribuidora utilizando (1), (2) y (6).

$$\text{Ingreso} = \mathbf{P}^T \sum_{u=1}^n \mathbf{X}_u \leq I_{\max} \quad (8)$$

La restricción de ingreso (8) fue utilizada en [28] como consecuencia de las características del mercado y para mejorar la aceptación de la estrategia de precios.

Como resultado, la distribuidora optimiza (7) sujeta a (8).

En (8) I_{\max} es el ingreso máximo. Si (8) no existiese, el precio podría incrementarse hasta un nivel inaceptable por los consumidores, los reguladores del mercado o el gobierno [28]. Además, se establece $p_j = 5$ como el precio máximo del espacio del problema y $p_j = 0$ como el límite inferior ya que el precio de venta siempre es positivo. Un valor negativo significa que el distribuidor está comprando energía. Los límites difieren de [28], porque fijarlos al costo eléctrico del distribuidor no es necesario y permite una mayor flexibilidad en el esquema de precios propuesto.

3) *Existencia de la convergencia a una solución en el modelo multinivel:*

Se considera el modelo con una distribuidora y n usuarios independientes. Además, se tiene en cuenta que el objetivo de la distribuidora es minimizar (4).

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{P}, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n} f(\mathbf{P}, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n) \\ & \text{Sujeto a} \\ & (\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n) \in \arg \min \left\{ \sum_{u=1}^n F_u(\mathbf{P}, \mathbf{X}_u) \right\} \\ & G(\mathbf{P}, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n) \geq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

Finalmente, se puede expresar (9) y se establece el teorema 1 para probar que converge a una solución en el caso 1. En [24] se describe la prueba del caso 2.

Teorema 1. Se considera el modelo con un agente en el nivel superior (distribuidora) y n agentes independientes en el nivel inferior (usuarios) como se muestra en (9). Se considera que los agentes son racionales entonces como existe un precio de energía disponible menor al precio del pico de energía y como cada usuario tiene cargas desplazables, los usuarios pueden moverlas desde el pico de energía a otro momento donde hay energía disponible. Por lo tanto, el distribuidor y los usuarios pueden lograr sus objetivos y la función converge a una solución.

Demostración. Cada variable de decisión del agente del nivel superior p_j ($j = 1, \dots, 96$) perteneciente al vector \mathbf{P} toma un valor alto si y solo si la demanda es alta y como el objetivo del usuario es reducir el costo de su factura y, además existe energía disponible para desplazar menor o igual a la energía disponible entonces:

- 1- Para el mismo valor de energía, el costo de la energía desplazada por el usuario es menor con respecto al costo del pico.

$$\int_{t_1}^{t_2} P_{t_1}^{t_2} E_{t_1}^{t_2} dt \leq \int_{t_n}^{t_m} P_{t_n}^{t_m} E_{t_n}^{t_m} dt \text{ con } P_{t_1}^{t_2} \leq P_{t_n}^{t_m} \quad (10)$$

El intervalo $[t_n, t_m]$ representa el horario de pico.

- 2- Cada usuario tiene energía desplazable que puede mover para reducir el costo de su factura.
- 3- Del cumplimiento de 1 y 2 se deduce que existe al menos una solución en el modelo propuesto.

III. RESULTADOS

En esta sección se presenta el modelo implementado y se describen los parámetros requeridos. Luego se comparan los resultados obtenidos en ambos casos, entre ellos y con respecto a un caso sin optimización que usa una tarifa plana.

A. Parámetros de la Simulación

Se utilizó los datos descritos en Tabla I para las cargas desplazables. Cada aplicación puede encenderse solo una vez y la energía promedio se calculó cada 15 minutos sin variación durante su ciclo de uso.

$$P_n = P_{n+1} = P_{n+2} = P_{n+3} \text{ para } n = 1, 5, \dots, 93 \quad (11)$$

El distribuidor propone un esquema de precios con la limitación de que puede variar cada cuatro intervalos (11). Esto evita fluctuaciones debido a la inelasticidad de una porción de la demanda.

Se asigna un perfil de demanda a cada usuario de forma aleatoria. Además, se decide que todos los usuarios tendrán el mismo vector de consumo E_u .

$$\text{Perfil} = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\} \quad (12)$$

$$\text{Usuario}_i = \text{Perfil}(\text{Random}(1,5)) \text{ con } i = 1, \dots, 10 \quad (13)$$

La función es representada por (12) y (13) donde A_1, \dots, A_5 corresponde al perfil de 5 usuarios distintos y Random es una función que da enteros aleatorios entre 1 y 5.

Para calcular el costo de la energía provista a los usuarios por la distribuidora observado en (6) se usaron los siguientes valores: $a_j = 0.04$ y $b_j = 0.25$ desde 12 a. m. a 10 a. m., $a_j = 0.055$ y $b_j = 0.5$ desde 10 a. m. a 12 a. m., $c_j = 0.5$ desde 11 p. m. a 5 a. m., $c_j = 0.75$ desde 5 a. m. a 6 p. m. y $c_j = 1$ desde 6 p. m. a 11 p. m. Estos coeficientes fueron propuestos a partir de [28] y de la tarifa eléctrica de EPEC [34].

Al existir dos procesos de optimización secuenciales, dos algoritmos independientes y acoplados fueron propuestos, uno para la distribuidora y el otro para los usuarios, siguiendo la estructura mostrada en fig. 3 y fig. 4. En fig. 4, el distribuidor puede calcular (4) o (7) de acuerdo a su objetivo.

Algoritmo 1: Optimización del usuario.

Entrada: Matriz A del usuario de acuerdo a sus preferencias, vector E .

Inicialización: Detección de nueva señal de precios P propuesta por la distribuidora.

While Distribuidora envía nueva señal P

usuario n resuelve la función objetivo (2) usando el algoritmo genético.

Se obtiene nueva estrategia de consumo X (1) por el usuario y se le comunica a la distribuidora.

Finaliza el While

Fig. 3. Algoritmo de optimización de los usuarios.

Si no existiese la interacción entre los usuarios y la distribuidora, diferentes esquemas de precios serían enviados a

los usuarios y ellos optimizarían su costo sin garantía de evitar nuevos picos de demanda. Por otro lado, del análisis de los algoritmos, se observa que la distribuidora no conoce que cargas pueden desplazar los usuarios, ni los rangos de operación de las mismas; solo conoce el perfil de demanda esperado. El valor exacto será medido luego con medidores inteligentes. Por ello, este método puede usarse para usuarios que están preocupados por su privacidad.

Algoritmo 2: Optimización de la distribuidora

Entrada: Perfil de demanda esperado de los usuarios.

Inicialización: empieza GA y propone la primer población de vectores de precios e informa a cada usuario.

While el algoritmo no encuentra el óptimo
 Propone una nueva población
 Le comunica al usuario el esquema **P**
 Recibe los nuevos perfiles de demanda de los usuarios
 Realiza el cálculo de (4) o (7)

Finaliza el While

Salida Esquema de precios, curva de demanda total y grafico de los resultados

Fig. 4. Algoritmo de optimización de la distribuidora.

B. Resultados de la Simulación

La fig. 5(a) muestra el perfil de demanda de 10 usuarios sin optimización, basado en [33], con una tarifa plana. Se decidió un precio constante al ser un esquema típico de las empresas distribuidoras en Argentina para usuarios residenciales. Las barras rojas representan la demanda en kWh, la línea punteada en azul es la tarifa propuesta en $\$/\text{kWh}$, la línea verde es el E_{pc} calculado y la línea punteada negra es el costo de la

distribuidora

La fig. 5(b) muestra el perfil de demanda obtenido luego de la optimización de la distribuidora según caso 1 (criterio técnico), donde el objetivo es aplanar la demanda de acuerdo a (4) con la restricción (5). El precio tiene un comportamiento similar que la demanda. Éste es generalmente menor a 3 cuando la demanda es menor al valor deseado y mayor si la demanda supera el valor deseado. Además, se aprecia un desplazamiento de la demanda desde las horas pico al resto.

El caso 2 (criterio económico), donde la distribuidora quiere incrementar su ganancia, se muestra en fig. 5(c). La distribuidora optimiza (7) con la restricción (8). El precio en el caso 2 usualmente es más alto que el del caso 1 debido al objetivo de la distribuidora.

En ambos casos, el precio en kWh puede variar una vez cada 4 intervalos consecutivos y la carga es desplazada del horario de pico a lugares de menor precio. Sin embargo, la fig. 5(b) muestra más intervalos de precio bajo.

En ambos casos cada usuario modifica solo las tres cargas desplazables mencionadas en Tabla I con sus respectivas restricciones de rango de uso. En las figuras no se identifican las cargas desplazables de los usuarios ya que muestran el punto de vista del distribuidor y éste solo conoce la demanda total consumida por cada usuario en cada intervalo.

El costo obtenido por cada usuario se observa en fig. 6. Las barras azules son para el caso sin optimización, las rojas para el caso 1 y las verdes para el caso 2. El costo para todos los usuarios en el caso 1 siempre es menor con respecto a la situación original mientras que en el caso 2 algunos usuarios obtienen un peor costo. Esto se debe al objetivo del distribuidor que quiere incrementar su ganancia y la mejor solución tiene la misma ganancia que la situación sin optimizar. Como resultado algunos usuarios mejoran su costo a expensas de los que lo empeoran.

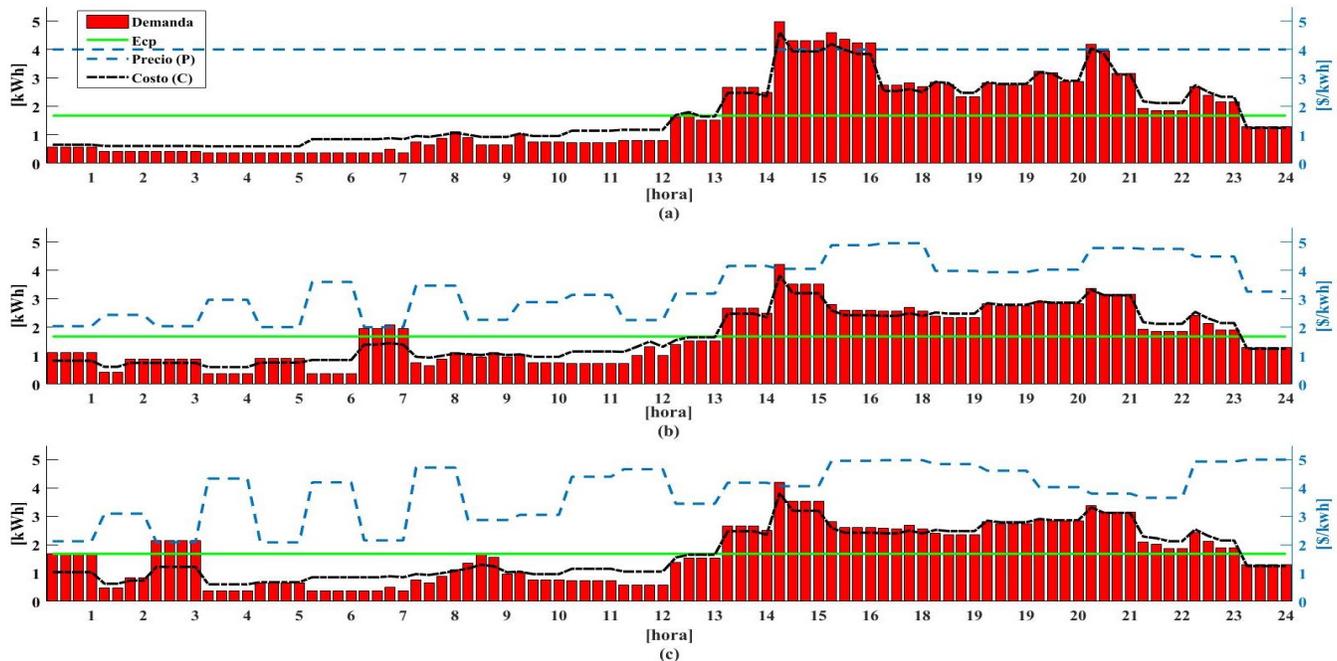


Fig. 5. Perfil de demanda de los 10 usuarios. (a) Sin optimizar basado en [29]. (b) Luego optimizar función objetivo (4) – Criterio Técnico. (c) Luego de optimizar función objetivo (7) – Criterio económico.

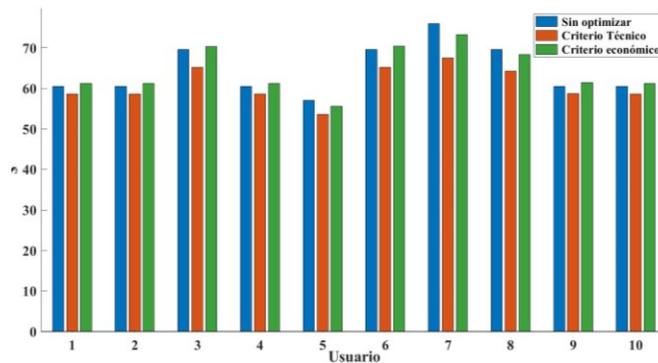


Fig. 6. Costo eléctrico por usuario.

La Tabla II y la Tabla III resumen la comparación entre los tres casos propuestos.

Por un lado, en la tabla II es evidente que el costo promedio de todos los usuarios para el caso 1, es menor que el costo obtenido sin optimización. Además, el resultado de la optimización da un $\Delta_{Eopt} = 88.36$. Este valor es más bajo que el factor de aplanamiento del caso sin optimizar y del caso 2. Sin embargo, tanto el caso 1 como el 2 presentan la misma relación de pico a promedio (PAR, peak to average ratio) y muestran una reducción del PAR cerca del 16% (2.97 a 2.50). Finalmente, el caso 2 muestra un costo promedio para los usuarios similar que el caso sin optimizar.

TABLA II
RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN

Simulación	Δ_E	Tarifa Eléctrica	
		Promedio [¢]	PAR
Sin optimizer	163.30	64.45	2.97
Caso 1	88.36	60.92	2.50
Caso 2	95.22	64.44	2.50

En Tabla III se observa que el caso 2 logra la mayor ganancia ya que aumentó alrededor de un 30 % comparándola con la situación sin optimizar. Respecto al costo de la distribuidora, el caso 1 y el 2 son similares y menores que el caso sin optimizar, aunque el caso 1 es el de menor ingreso, como se esperaba del análisis de fig. 6, éste presenta una mayor ganancia que la situación sin optimizar. Esto es consecuencia de una mejor ubicación de las cargas. Se puede notar que el I_{max} fijado es el ingreso obtenido para el caso sin optimizar.

TABLA III
RESULTADOS ECONÓMICOS OBTENIDOS

Simulación	Ingreso [¢]	Costo [¢]	Ganancia [¢]
Sin optimizar	644.50	426.06	218.44
Caso 1	609.20	350.71	258.49
Caso 2	644.44	351.43	293.01

IV. CONCLUSIONES

Este artículo muestra que el criterio técnico tiene ventajas con respecto al económico. El primero permite reducir el factor de aplanamiento mientras aumenta la ganancia de la distribuidora y los usuarios disminuyen el costo de su factura.

Con el criterio económico la distribuidora logra la mayor ganancia y tiene relativamente un buen perfil de demanda. Sin embargo, algunos usuarios sufren un incremento de sus facturas. Por ello no sería tan fácil alentar a más usuarios a participar en este mercado si no tienen ningún beneficio.

Trabajos futuros pueden realizarse analizando un equilibrio entre el criterio técnico y el económico mientras se incorporan más usuarios. Además del lado del usuario se incluirá el confort en la función objetivo y se agregarán otros tipos de cargas. Finalmente, se complementará con un abordaje sobre la función de costo de suministro eléctrico de la distribuidora, la convergencia del proceso de optimización multinivel y el tipo de solución encontrada en el enfoque técnico propuesto.

REFERENCIAS

- [1] M. Subasic, "Advanced state estimation in distribution systems," Ph.D, Politécnico de Milan, Italia, 2015.
- [2] S. N. Bragagnolo, J. C. Vaschetti, F. Magnago, and J. C. Gomez Targarona, "Gestión de la demanda en las redes inteligentes, perspectiva y control desde el usuario y la distribuidora," *Información tecnológica*, vol. 31, no. 3, 2020.
- [3] A. R. Jordehi, "Optimisation of demand response in electric power systems, a review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 103, pp. 308–319, 2019.
- [4] F. Gardumi, "A multi-dimensional approach to the modelling of power plant flexibility," Ph.D, Politécnico de Milan, Italy, 2016.
- [5] J. G. Kassakian et al., "The future of the electric grid: An interdisciplinary MIT study," URL <http://energy.mit.edu/research/future-electric-grid/>. [Accessed 16 Aug 2018], 2011.
- [6] A. Molderink, V. Bakker, M. G. Bosman, J. L. Hurink, and G. J. Smit, "Management and control of domestic smart grid technology," *IEEE transactions on Smart Grid*, vol. 1, no. 2, pp. 109–119, 2010.
- [7] S. Yilmaz, J. Chambers, and M. K. Patel, "Comparison of clustering approaches for domestic electricity load profile characterisation—Implications for demand side management," *Energy*, vol. 180, pp. 665–677, 2019.
- [8] P. Siano, "Demand response and smart grids—A survey," *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 30, pp. 461–478, 2014.
- [9] C. H. Antunes, M. J. Alves, and B. Eeer, "Bilevel optimization to deal with demand response in power grids: models, methods and challenges," *TOP*, vol. 28, no. 3, pp. 814–842, 2020.
- [10] P. Carrasqueira, M. J. Alves, and C. H. Antunes, "Bi-level particle swarm optimization and evolutionary algorithm approaches for residential demand response with different user profiles," *Information Sciences*, vol. 418, pp. 405–420, 2017.
- [11] A. Kovács, "Bilevel programming approach to demand response management with day-ahead tariff," *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 7, no. 6, pp. 1632–1643, 2019.
- [12] S. Janocha, S. Baum, and I. Stadler, "Cost minimization by optimization of electricity generation and demand side management," *International Energy and Sustainability Conference (IESC)*, pp. 1–7, 2016.
- [13] C. Li, D. Srinivasan, and T. Reindl, "Real-time scheduling of time-shiftable loads in smart grid with dynamic pricing and photovoltaic power generation," *IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT ASIA)*, pp. 1–6, 2015.
- [14] N. Javaid, I. Khan, M. Ullah, A. Mahmood, and M. U. Farooq, "A survey of home energy management systems in future smart grid communications," *Eighth International Conference on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications*, pp. 459–464, 2013.
- [15] A. Anvari-Moghaddam, H. Monsef, A. Rahimi-Kian, J. M. Guerrero, and J. C. Vasquez, "Optimized energy management of a single-house residential micro-grid with automated demand response," *IEEE Eindhoven PowerTech*, pp. 1–6, 2015.
- [16] H. Karami, M. J. Sanjari, S. H. Hosseini, and G. B. Gharehpetian, "An optimal dispatch algorithm for managing residential distributed energy resources," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 5, pp. 2360–2367, 2014.

- [17] T. Logenthiran, D. Srinivasan, and T. Z. Shun, "Demand side management in smart grid using heuristic optimization," *IEEE transactions on smart grid*, vol. 3, no. 3, pp. 1244–1252, 2012.
- [18] H.-T. Yang, C.-T. Yang, C.-C. Tsai, G.-J. Chen, and S.-Y. Chen, "Improved PSO based home energy management systems integrated with demand response in a smart grid," *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 275–282, 2015.
- [19] I. O. Essiet, Y. Sun, and Z. Wang, "Optimized energy consumption model for smart home using improved differential evolution algorithm," *Energy*, vol. 172, pp. 354–365, 2019.
- [20] D. Bertineti, L. Canha, A. Medeiros, R. de Azevedo, and B. da Silva, "Heuristic Scheduling Algorithm for Load Shift DSM Strategy in Smart Grids and IoT Scenarios," *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference-Latin America (ISGT Latin America)*, pp. 1–6, 2019.
- [21] A. R. Vidal, L. A. Jacobs, and L. S. Batista, "An evolutionary approach for the demand side management optimization in smart grid," in *IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG)*, 2014, pp. 1–7.
- [22] N. D. Rahate and N. Kinhekar, "Demand side management for household equipments," *International Conference on Information, Communication, Instrumentation and Control (ICICIC)*, pp. 1–5, 2017.
- [23] I. Gupta, G. Anandini, and M. Gupta, "An hour wise device scheduling approach for demand side management in smart grid using particle swarm optimization," *National Power Systems Conference (NPSC)*, pp. 1–6, 2016.
- [24] A. C. Batista and L. S. Batista, "Demand side management using a multi-criteria ϵ -constraint based exact approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 99, pp. 180–192, 2018.
- [25] S. N. Bragagnolo, J. C. Vaschetti, F. Magnago, and J. C. Gomez Targarona, "Gestión de la Demanda en las Redes Inteligentes, Perspectiva y Control desde el Usuario y la Distribuidora," presented at the Congreso Internacional de Distribución Eléctrica (CIDEL 2018), Buenos Aires, Argentina, Sep. 2018.
- [26] M. Besançon, M. F. Anjos, L. Brotcorne, and J. A. Gómez-Herrera, "A Bilevel Approach for Optimal Price-Setting of Time-and-Level-of-Use Tariffs," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, no. 6, pp. 5462–5465, 2020.
- [27] F.-L. Meng and X.-J. Zeng, "An optimal real-time pricing for demand-side management: A Stackelberg game and genetic algorithm approach," *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1703–1710, 2014.
- [28] F.-L. Meng and X.-J. Zeng, "A bilevel optimization approach to demand response management for the smart grid," *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 287–294, 2016.
- [29] S. Belhaiza and U. Baroudi, "A game theoretic model for smart grids demand management," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 6, no. 3, pp. 1386–1393, 2014.
- [30] G. Huang, J. Yang, and C. Wei, "Cost-Effective and comfort-aware electricity scheduling for home energy management system," *IEEE International Conferences on Big Data and Cloud Computing (BDCloud), Social Computing and Networking (SocialCom), Sustainable Computing and Communications (SustainCom) (BDCloud-SocialCom-SustainCom)*, pp. 453–460, 2016.
- [31] Z. Zhu, S. Lambotharan, W. H. Chin, and Z. Fan, "A game theoretic optimization framework for home demand management incorporating local energy resources," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 11, no. 2, pp. 353–362, 2015.
- [32] D. Bian, M. Pipattanasomporn, and S. Rahman, "A human expert-based approach to electrical peak demand management," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 30, no. 3, pp. 1119–1127, 2015.
- [33] D. H. Celiz, M. Figueroa Etchecopar, M. Piumetto, S. N. Bragagnolo, J. C. Vaschetti, and J. C. Gomez Targarona, "Estudio y Análisis para Definir Políticas que Modifiquen las Conductas de Consumo en Usuarios Domiciliarios Monofásicos," presented at the IV Congreso Argentino de Ingeniería – X Congreso Argentino de Enseñanza de la Ingeniería (CADI-CAEDI 2018), Córdoba, Argentina, Sep. 2018.
- [34] "EPEC." <https://www.epcc.com.ar/> (accessed Jun. 29, 2020).



Sergio Nicolás Bragagnolo is a PhD student in Engineering Sciences at the National University of Cordoba (2017) and a Mechanical and Electrical Engineer (2015) graduate of the National University of Cordoba. He is a team research in the CIDTIEE of Cordoba Regional Faculty belonging to National Technological University. He has experience in the use of different software, in the design of transformer stations and electrical installations. His areas of interest are Smart Grids, Demand Management and Electrical Power Systems.



Jorge Vaschetti (SM'15) Electronic Engineer from the National Technological University. PhD in Engineering Sciences from the FCEfYn of the UNC. He is the Director of the CIDTIEE of the Department of Electrical Engineering of the UTN-FRC, where he is an exclusive professor by contest and researcher category "B" and category II of the CONEAU. Currently his research is concentrated in the area of Intelligent Control applied to Electrical Power Systems



Fernando Magnago (SM' 2003) is a graduate of Texas A&M University with a master's and doctorate degree. Fernando has worked at Nexant Inc. since 2000 where he is a software developer. Additionally, he is a professor at the National University of Rio Cuarto, Argentina. His areas of interest include modeling, economic analysis, operation and planning of Power Systems.