



enerLAC

Revista de
Energía de
Latinoamérica
y el Caribe

Generación
de energía
en PTAR

Pronóstico
energía eólica
en Uruguay

Simulación
sistema
fotovoltaico
en Haití

Operación
óptima de
baterías

Transición
sistemas de
energía eléctrica

Pronósticos
hidrológicos y
el sistema eléctrico

Modelo numérico
de la combustión de
tronco cilíndrico



© Copyright Organización Latinoamericana de Energía (OLADE) 2019. Todos los derechos reservados.

ISBN: 2602-8042 (Impresa)

ISBN: 2631-2522 (Electrónica)

Dirección: Av. Mariscal Antonio José de Sucre N58-63 y
Fernández Salvador.
Quito - Ecuador

Página web Revista ENERLAC: <http://enerlac.olade.org>

Página web OLADE: www.olade.org

Mail ENERLAC: enerlac@olade.org

Teléfonos: (+593 2) 2598-122 / 2598-280 / 2597-995



COMITÉ EDITORIAL

Alfonso Blanco
SECRETARIO EJECUTIVO DE OLADE

Pablo Garcés
ASESOR TÉCNICO DE OLADE

Marcelo Vega
COORDINADOR DE LA COMISIÓN ACADÉMICA DE LA
ASOCIACIÓN DE UNIVERSIDADES GRUPO MONTEVIDEO
(AUGM)

COMITÉ AD-HONOREM

Andrés Romero C.
Pontificia Universidad Católica de Chile.

Leonardo Beltrán.
Institute of the Americas. México.

Manlio Coviello.
Pontificia Universidad Católica de Chile.

Mauricio Medinaceli.
Investigador independiente. Bolivia.

Ubiratan Francisco Castellano.
Investigador independiente. Brasil.

COORDINADORES DE LA EDICIÓN

DIRECTOR GENERAL
Alfonso Blanco

DIRECTORES EJECUTIVOS
Pablo Garcés
Marcelo Vega

COORDINADORA DE PRODUCCIÓN
Blanca Guanocunga. Bibliotecaria OLADE

COLABORADORES

Raquel Atiaja. *Técnica de Área Informática OLADE*

Ana María Arroyo. *Diseño y diagramación*

REVISORES

Santiago Garrido. *Universidad Nacional de Quilmes. Instituto de Estudios sobre la Ciencia y la Tecnología. Argentina.*

Emilia Ruggeri. *Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET - IESCT). Universidad Nacional de Quilmes. Argentina.*

Diego Coronel Bejarano. *Universidad Nacional de Asunción. Grupo de Investigación en Sistemas Energéticos (GISE - FPUNA). Paraguay.*

Luciana Clementi. *Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Argentina.*

José Javier Alonso Mateos. *Universidad Internacional de Valencia. España.*

Oscar Oviedo. *Universidad Nacional de Córdoba (UNC - INFIQC). Argentina.*

Alfredo Caguao Yagua. *Universidad Nacional Experimental Francisco de Miranda (UNEFM). Venezuela.*

Byron Chilibingua Mazón. *Consultor independiente. Ecuador.*

Reynaldo Payano Almanzar. *Investigador independiente. Chile.*

Iván López. *Universidad de la República (UdelaR) - FING-IMFIA. Uruguay.*

Cristhian Carrasco Villanueva. *Universidad Mayor de San Andrés (UMSA). Bolivia.*

Ojilve Ramón Medrano Pérez. *Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT). Centro del Cambio Global y la Sustentabilidad (CCGS). México.*

Diseño de la portada y contraportada Ana María Arroyo y Francisco Pérez.

NOTA DE RESPONSABILIDAD DE CONTENIDO

Las ideas expresadas en este documento son responsabilidad de los autores y no comprometen a las organizaciones mencionadas.

OPERACIÓN ÓPTIMA DE BATERÍAS BAJO EL ACTUAL RÉGIMEN TARIFARIO EN URUGUAY

Mariana Corengia ¹, Ana Inés Torres ²

Recibido: 10/02/2020 y Aceptado: 14/04/2020
ENERLAC. Volumen IV. Número 1. Junio, 2020 (56-77).



RESUMEN

Conforme se incorporan a la red una mayor cantidad de recursos de generación eléctrica no programable, las tarifas eléctricas adquieren cada vez más opciones de contrato, intentando favorecer el consumo fuera del horario pico. Este trabajo presenta un programa de optimización que permite hallar la estrategia de operación óptima de una batería, instalada con el fin de disminuir el costo de la tarifa eléctrica sin modificar la rutina del consumidor. Dado que la inversión es una decisión de largo plazo, el modelo incluye la estimación de la degradación de la batería. El análisis no sólo considera el ahorro por el cambio en el tiempo del consumo de la energía de la red, sino también el efecto de disminuir la potencia máxima contratada. Para el caso de estudio, se emplean las tarifas doble y triple horario de la empresa proveedora de energía eléctrica del Uruguay UTE, y se incorporan perfiles de consumo de potencia versus tiempo de distintos usuarios. De esta manera, se presenta una estrategia para determinar el mejor funcionamiento de las baterías, preservando su vida útil.

Palabras clave: Almacenamiento de Energía, Degradación de Baterías, Planificación Óptima, Respuesta a la Demanda, Curva de Consumo, Uruguay.

ABSTRACT

The introduction of renewable non-programmable sources to the electric grid is changing energy markets. In an attempt to shift energy usage to match generation patterns, complex Time-of-Use (TOU) tariffs are becoming available to customers. This work presents an optimization based program that finds how to optimally design charge/discharge schedules for a battery in a setting of energy self-storage. The goal is to reduce the electric bill of residential customers without affecting their energy consumption habits. As battery acquisition is a long-term investment, the

1 Ingeniera Química y Magíster en Ingeniería Química por la Facultad de Ingeniería, (UdelaR). Actualmente cursa estudios de doctorado y tiene un cargo docente en régimen de dedicación total en el Instituto de Ingeniería Química de la Facultad de Ingeniería (UdelaR). La línea de trabajo de su doctorado se centra en el diseño de sistemas de almacenamiento de energía. corengia@fing.edu.uy

2 Ingeniera Química por la Facultad de Ingeniería, UdelaR. Doctora en Ingeniería Química por la Universidad de Minnesota (CEMS-UMN, EE.UU). Entrenamiento postdoctoral en el Departamento de Ingeniería Química del Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT, EE.UU.). Actualmente es profesora en régimen de dedicación total en el Instituto de Ingeniería Química de la Facultad de Ingeniería (UdelaR), e integrante del Sistema Nacional de Investigadores (ANII). Realiza investigación en el área de Ingeniería de Sistemas de Procesos en donde aplica herramientas matemáticas para el diseño de procesos sostenibles. Sus intereses incluyen el diseño de procesos de conversión de biomasa en combustibles y químicos de alto valor agregado; el almacenamiento químico de excedentes de energía de fuentes intermitentes; el desarrollo de herramientas de evaluación de sostenibilidad ambiental y social; la aplicación de ciencias de datos a la Ingeniería Química. aitorres@fing.edu.uy

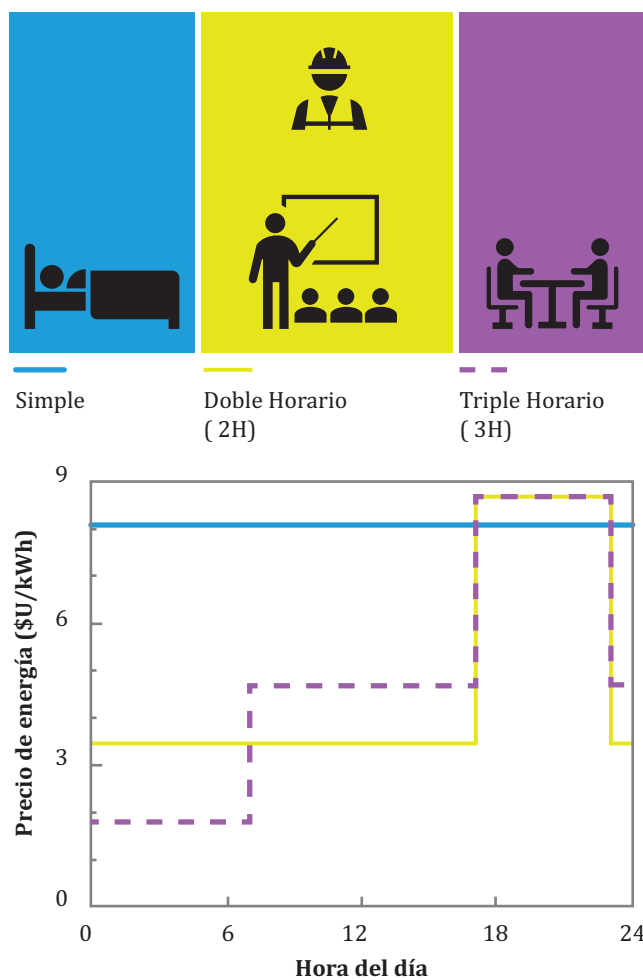
model includes the battery degradation model. In addition, the model considers the contracted service capacity and allows to use the battery for contracting less service in order to reduce fixed charges in the bill. The program is demonstrated by analyzing the optimal charge/discharge schedules for four consumption patterns under the two TOU tariffs available in Uruguay.

Keywords: Energy Storage, Battery Degradation, Optimal Scheduling, Demand Response, Load Pattern, Uruguay.

INTRODUCCIÓN

Las fuentes modernas de energía eléctrica renovable, por ejemplo solar y eólica, son intermitentes y no programables. Esto hace que la generación de energía en base a ellas pueda no coincidir instante a instante con la demanda de energía por parte de los usuarios.

Figura 1. Opciones tarifarias vigentes en Uruguay para el sector residencial.



Fuente: Elaboración de los autores con datos de la Administración Nacional de Usinas y Trasmisiones Eléctricas (UTE, 2019). El costo de la tarifa simple corresponde al consumo que excede 600 kWh/mes. “\$U” corresponde a pesos uruguayos. El tipo de cambio (pesos uruguayos/dólar) ha oscilado durante 2019 entre 31,65 y 38,75 \$U/USD (Instituto Nacional de Estadística [INE], 2020).

El uso de señales de precio (precios de electricidad que varían en el tiempo según la relación oferta/demanda de energía) es una estrategia que busca acoplar generación con demanda mediante un cambio de patrón de consumo por parte de los usuarios. Parrish, Heptonstall, Gross y Sovacool (2020) resumen en su trabajo algunas de las formas en que las tarifas eléctricas pueden incentivar este cambio. De las enumeradas, la única disponible actualmente en Uruguay para el sector residencial es la correspondiente a precios distintos por hora, pero fijos todos los días. Este tipo de tarifas se denomina TOU (por las siglas en inglés para “time of use”); se presentan en la figura 1 las opciones actualmente vigentes en Uruguay (Administración Nacional de Usinas y Trasmisiones Eléctricas [UTE], 2019). La tarifa simple tiene precios escalonados según el consumo, pero es fija según la hora. Las opciones disponibles en régimen TOU son la tarifa doble horario (2H) y la tarifa triple horario (3H).

Aun existiendo el incentivo de un menor precio en ciertos horarios, parte del consumo de electricidad del sector residencial no cambiaría de horario aunque hubiera una franja con precio nulo (Zhao, Yang y Lee, 2017). Esto se debe a que el consumo de energía eléctrica está fuertemente asociado a las rutinas de los usuarios. Como surge de la figura 1 para la tarifa 3H, es fácil notar la relación entre las horas de sueño con el horario de menor costo, las actividades fuera del hogar con el horario de costo intermedio, y las actividades de los usuarios en el hogar con los horarios de máximo precio. Para la tarifa 2H hay un precio intermedio para las horas de menor consumo esperado y coincide en precio y horario con la tarifa 3H cuando se espera un mayor consumo de hogares.

Teniendo en cuenta, por un lado, el incentivo económico para cambiar el horario de consumo y, por otro lado, la limitante de que sólo algunas tareas son desplazadas sin alterar inconvenientemente las rutinas de los usuarios, los hogares podrían instalar sus propios sistemas de almacenamiento de energía, para

cargarlos cuando la electricidad es más barata y usar la energía almacenada cuando su precio en la red es mayor. Esta instalación de sistemas de almacenamiento por parte de los propios usuarios en lugar de por operadores de la red se denomina “*behind the meter*” y ha sido propuesta previamente en la bibliografía para ayudar a la red o a los usuarios en distintos aspectos: respaldo energético, regulación de frecuencia, alivio de redes de distribución congestionadas, correcciones al voltaje de la red, etc. (Jankowiak, Zacharopoulos, Brandoni, Keatley, MacArtain y Hewitt, 2019).

El auto almacenamiento en baterías tiene varias ventajas; su operación es simple y hay ya disponibles en el mercado equipos diseñados con este propósito (Tesla, 2020). En el mediano plazo, se espera una disminución en los costos de estos equipos, ya sea por avances tecnológicos o más a futuro por la introducción de baterías de segunda vida, o sea baterías que se emplearon en vehículos eléctricos, que ya no tienen capacidad suficiente para garantizar autonomía del vehículo, pero que siguen almacenando una cantidad considerable de energía (Warner, 2015).

Desde el punto de vista del usuario, surge entonces la necesidad de evaluar la conveniencia de instalar baterías para desplazar el horario de su toma de energía de la red. Esta evaluación debe tener en cuenta que, además de la inversión inicial, las baterías se deterioran al ser usadas. Esto es, encender una batería permite un ahorro en la factura eléctrica a costo de una disminución de su vida útil. Este trabajo presenta la formulación de un problema de optimización que busca balancear ambos efectos. Este balance se logra hallando la estrategia de operación de las baterías que minimiza el costo que paga el usuario por el consumo de energía eléctrica, teniendo en cuenta la pérdida de futura capacidad de ahorro por disminución de su vida útil.

La pérdida de vida útil en baterías está asociada a su composición química. Para cada tipo de química se pueden encontrar modelos de degra-

dación dependientes del estado de carga, la temperatura, la velocidad de carga/descarga, etc. La inclusión de estos efectos en la definición de estrategias de operación óptima ha tomado relevancia recientemente. A modo de ejemplo, Sarker, Murbach, Schwartz y Ortega-Vazquez (2017) presentan un problema de optimización que incluye una penalización en la función objetivo por concepto de la capacidad perdida. En otra contribución, Li, Yang, Tang, Xiong, Deng y Tang (2019) presentan la selección del esquema de carga/descarga como un problema de control, en el que se incluyen coeficientes que permiten variar el peso relativo del ahorro y de la pérdida de capacidad en la función objetivo. Ambas propuestas son válidas para períodos cortos de uso de las baterías (días), ya que no incluyen la acumulación de pérdida de capacidad, esto es, no proyectan como varía la capacidad conforme avanza el tiempo.

Un enfoque que incluye la acumulación de pérdida de capacidad se presenta en (Corengia y Torres, 2018). En el mismo, la pérdida de capacidad se incluye en la función objetivo, pero también en la cantidad de energía que la batería puede almacenar en los tiempos posteriores a la degradación. Este problema, tal cual fue formulado, tiende a favorecer en ciertos regímenes de TOU el no uso de la batería porque instante a instante el ahorro no supera el costo de pérdida de vida útil de la misma.

En este contexto, el objetivo de este trabajo es presentar una herramienta computacional para determinar la operación óptima de baterías por parte de usuarios de la red bajo regímenes TOU. Esto es, se desarrolla un programa que permite identificar la estrategia de carga/descarga que minimiza los costos de la tarifa eléctrica del usuario. A diferencia de (Corengia y Torres, 2018) no se penaliza directamente en la función objetivo el costo por pérdida de capacidad, sino que se incluye indirectamente limitando el uso de la batería en los años siguientes. De esta forma se busca evitar que la estrategia óptima favorezca guardar

capacidad de almacenamiento al finalizar un período de uso razonable. Adicionalmente, se agrega al problema la posibilidad de tener en cuenta la curva de consumo energético del usuario y el cargo por potencia contratada, contemplando los casos en que este representa un costo fijo en la tarifa. La tabla 1 resume los distintos enfoques utilizados en los trabajos anteriores y agrega el propuesto en el presente artículo.

Este trabajo es una versión extendida del presentado por los autores en (Corengia y Torres, 2019).

MODELO MATEMÁTICO

Como se mencionó en la introducción, el programa busca determinar la estrategia de operación de la batería que minimiza el costo de la factura eléctrica de un usuario dado. Se considera que la batería ya está instalada, por lo que tiene una capacidad inicial conocida. Las variables de decisión están vinculadas a

cómo operar la batería, esto es las potencias de carga y descarga, y la carga de la batería en cada intervalo de tiempo. En la figura 2 se presenta un esquema de la instalación de la batería: el consumidor tiene una demanda conocida y puede en cada instante cubrirla con energía tomada directamente de la red o almacenada previamente en la batería. Además, los usuarios han pre-contratado una potencia máxima (P_{cont} en kW) que no es posible sobrepasar.

La inclusión de fuentes no programables en la matriz eléctrica ocasiona desfasajes entre disponibilidad y consumo, desfasajes que pueden mitigarse almacenando el excedente en baterías.

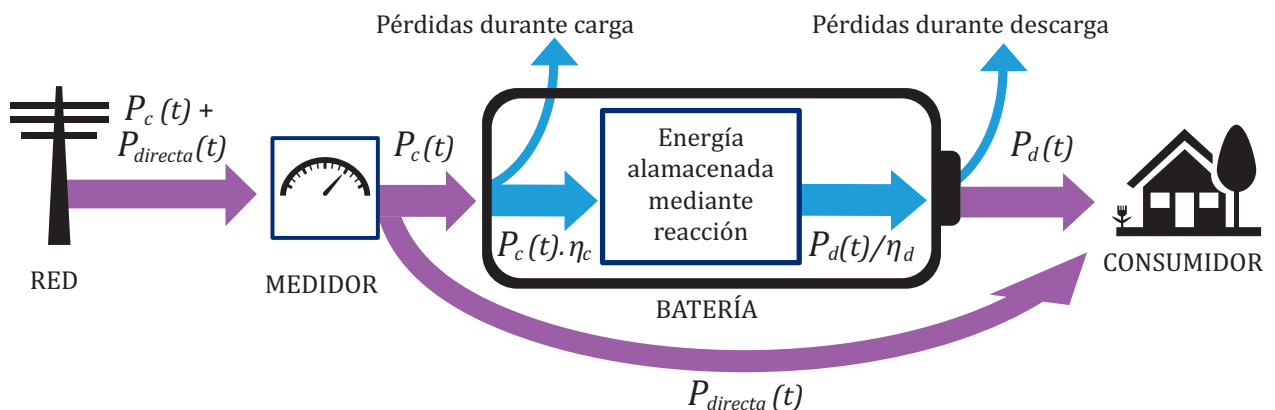


Tabla 1. Estrategias para optimizar la operación de baterías considerando pérdida de capacidad.

Publicación	Sarker, Murbach, Schwartz, y Ortega-Vazquez (2017)	Li, Yang, Tang, Xiong, Deng y Tang (2019)	Corengia y Torres (2018)	Este trabajo
Contexto de la operación de la batería	Hogar con batería y tarifa TOU.	Hogar con paneles fotovoltaicos y precios variables en la red.	Hogar con batería y tarifa TOU.	Hogar con batería y tarifa TOU.
Capacidad de la batería	Parámetro fijo	Parámetro fijo	Capacidad inicial es un parámetro, capacidad variable en el tiempo	Capacidad inicial es un parámetro, capacidad variable en el tiempo
Penalización por pérdida de capacidad	En función objetivo, proporcional a capacidad perdida según el costo del equipo nuevo	En función objetivo, con un factor de ponderación para tener en cuenta la vida útil	En función objetivo. Además, la pérdida de capacidad afecta la operación de los días siguientes	No penaliza directamente la función objetivo, pero la pérdida de capacidad afecta los días siguientes
Validez del modelo	Días de operación	Días de operación	Años de operación	Años de operación
Método de resolución	Programación lineal mixta-entra	Programación dinámica	Programación convexa	Programación convexa
Consumo del hogar	No se considera	Se incluye	No se considera	Se incluye
Cargo por potencia contratada	No se considera	No se considera	No se considera	Se incluye
Otras características	Incluye una linealización a trozos para considerar eficiencia.	Incluye modelo de circuito eléctrico equivalente para pérdida de capacidad.	Válido para largo plazo. Valor de salvamento sobreestimado.	Válido para largo plazo. No considera valor de salvamento.

Fuente: Elaboración de los autores.

Figura 2. Diagrama del sistema donde se muestran algunas de las variables de decisión.



Fuente: Elaboración de los autores

Función objetivo

Conforme a las tarifas actuales, la función objetivo tiene dos términos principales: uno vinculado al costo de la energía consumida y otro al de la potencia contratada.

Para cada hora, el consumo de energía desde la red es la suma de la potencia que directamente abastece las necesidades del hogar ($P_{directa}(t)$) y la potencia que se emplea para cargar la batería ($P_c(t)$). Se aclara aquí que ni $P_{directa}(t)$ ni $P_c(t)$ hacen referencia a potencias instantáneas, cada una representa el valor promedio correspondiente al período t . Para calcular el costo de la energía, la potencia tomada por el hogar debe multiplicarse por la duración del intervalo de tiempo (Δt) y el costo que corresponde a ese intervalo ($Costo_{energía}(t)$ en \$U/kWh).

Con las opciones tarifarias actuales, el costo por la potencia contratada es constante ($Costo_{pot,cont}(t)$ en \$U/kW por mes de contrato) y el usuario debe elegir entre ciertos valores de potencia contratada (P_{cont}).

Representando el horizonte de tiempo en el que se desea utilizar el equipo con el símbolo τ , la función objetivo expresada como el costo total a minimizar es:

(Ec. 1)

$$f_{objetivo} = \sum_{t \in \tau} \Delta t \cdot (P_c(t) + P_{directa}(t)) \cdot Costo_{energía}(t) + Costo_{pot,cont} \cdot P_{cont}$$

El programa desarrollado toma como insumos el tipo de batería, el perfil de consumo del usuario y la política tarifaria y determina la operación que corresponde al mayor ahorro.

Restricciones para cubrir la demanda del usuario

El programa toma como dato el perfil de consumo esperado por parte de los usuarios en función del tiempo ($P_{demanda}(t)$). Se asume que el usuario siempre tiene la energía requerida disponible, ya sea que la tome directamente de la red o la obtenga de la descarga de la batería ($P_d(t)$). Esta restricción implica que el usuario no necesita cambiar su patrón de consumo.

(Ec. 2)
$$P_{demanda}(t) = P_d(t) + P_{directa}(t)$$

Por otro lado, la potencia total que toma el usuario de la red, tanto para abastecer directamente el hogar como para cargar la batería, no debe superar en ningún momento la potencia máxima contratada:

(Ec. 3)
$$P_c(t) + P_{directa}(t) \leq P_{cont}$$

Restricciones vinculadas al uso de la batería

Debe verificarse el balance de energía del sistema de almacenamiento. Así, la cantidad de energía de la batería en un período dado ($E(t)$ en kWh) corresponde a la energía del período anterior, más la energía cargada, menos la energía descargada en este período. Tanto durante el proceso de carga como de descarga, se considera que parte de la energía se pierde en la transformación de energía eléctrica a energía química, por lo que se consideran factores de eficiencia para los procesos de carga (η_c) y descarga (η_d). Estos factores se definen respecto a las potencias consumidas y entregadas efectivamente por la batería tal como se indica en la figura 2.

(Ec. 4)

$$E(t) = E(t-1) + \Delta t \cdot (\eta_c \cdot P_c(t) - P_d(t) / \eta_d)$$

Una aclaración relevante es que la batería no puede ser cargada y descargada simultáneamente, o sea $P_c(t) \cdot P_d(t) = 0$. Si bien esta es una estrategia matemáticamente posible (o sea una solución factible), en la práctica nunca es óptima y, por lo tanto, no es necesario incluir explícitamente esta restricción en el problema. Una discusión más profunda sobre este efecto puede encontrarse en Castillo y Gayme (2013) y Corengia y Torres (2018).

La cantidad de energía almacenada en la batería está limitada por su capacidad. Debido a que ciclos de carga y descarga entre 0% y 100% de su capacidad aumentan la velocidad del proceso de degradación, se incluyen límites a los valores máximos y mínimos de la cantidad de energía almacenada en la batería. Estos límites son referidos como ciertas fracciones ($fracc_{max}$ y $fracc_{min}$) de la capacidad remanente en el tiempo correspondiente ($C(t)$ en kWh). El peso de este fenómeno y los límites recomendados dependen del tipo de batería que se use.

$$(Ec. 5) \quad E(t) \geq fracc_{min} C(t)$$

$$(Ec. 6) \quad E(t) \leq fracc_{max} C(t)$$

De forma análoga, las ecuaciones 7 y 8 limitan los valores de potencia máxima de carga y descarga. Estas expresiones buscan evitar el envejecimiento excesivo de las baterías, pero también son límites para el funcionamiento seguro que evitan sobrecalentamientos.

$$(Ec. 7) \quad P_c(t) \leq 3 \cdot C(t) / \Delta t$$

$$(Ec. 8) \quad P_d(t) \leq 3 \cdot C(t) / \Delta t$$

Restricciones vinculadas a la degradación de la batería

Los mecanismos de degradación son mecanismos complejos que en la práctica dependen de la temperatura, el estado de carga de la batería y la profundidad del ciclo de carga/descarga, entre otros (Jafari, Khan y Gauchia, 2018). Para algunas aplicaciones los modelos pueden simplificarse: Li, Vilathgamuwa, Choi, Farrell, Tran y Teague (2019) han mostrado que cuando se emplean baterías Li-ion para el desplazamiento temporal del consumo residencial, puede capturarse buena parte de la degradación con modelos reducidos. Esto se debe a que los ciclos diarios característicos de este uso por lo general pueden ser satisfechos con velocidades bajas de carga y descarga. Esto hace que las baterías sean menos susceptibles a aumentos de temperatura o variaciones de concentración localizadas.

En este trabajo se modela la pérdida de capacidad como un polinomio de segundo orden con respecto a la potencia de carga o descarga.

(Ec. 9)

$$x(t) \geq \Delta t \left(\alpha_1 \left(\frac{P_c(t) + P_d(t)}{C_0} \right)^2 + \alpha_2 \left(\frac{P_c(t) + P_d(t)}{C_0} \right) \right)$$

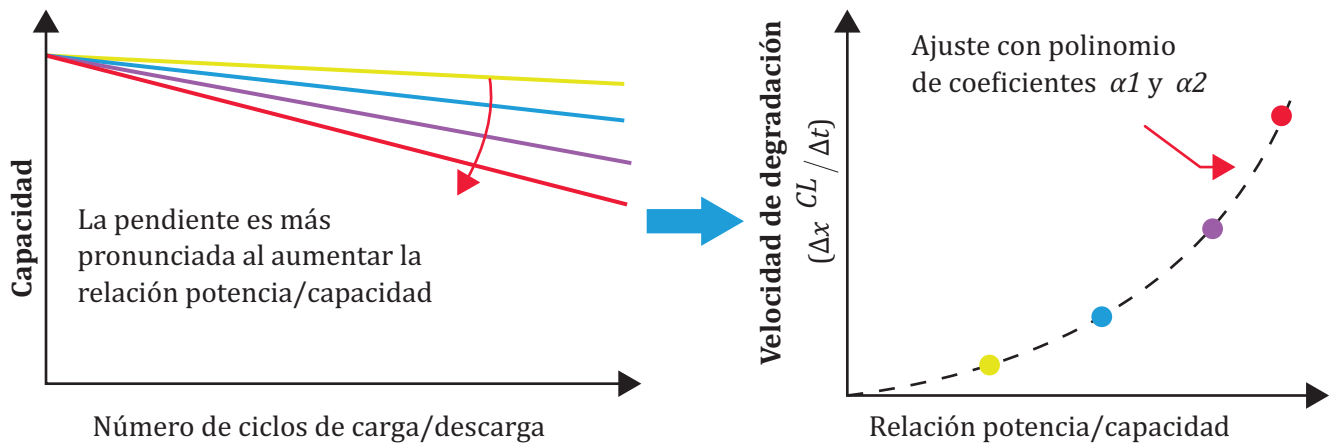
En esta ecuación, la variable $x(t)$ corresponde a la fracción de pérdida de capacidad de la batería en cada intervalo de tiempo, mientras que el parámetro C_0 representa la capacidad inicial de la batería y los factores α_1 y α_2 se ajustan con valores experimentales de ensayos que vinculan la pérdida de capacidad con el número de ciclos de operación, a distintas velocidad de carga.

Para la determinación de α_1 y α_2 se emplearon curvas de pérdida de capacidad de la batería en función del número de ciclos de carga/descarga. En cada experimento se emplea un mismo valor de $P_c(t)$ y $P_d(t)$ que simplificaremos como P .

Si la curva correspondiente a cada potencia P se ajusta a una recta de pendiente k_p (figura 3), puede obtenerse para cada relación P/C_0 una velocidad de degradación, siguiendo una metodología similar a la desarrollada por Sarker, Murbach, Schwartz y Ortega-Vazquez (2017). Luego, siguiendo la referencia (Corengia y Torres, 2018) estos puntos se ajustan con un polinomio de segundo orden con ordenada en el origen nula: el término lineal con la potencia representa el aporte a la pérdida de capacidad proporcional al uso de

la batería; el término cuadrático representa el aporte a la pérdida de capacidad proporcional a la velocidad con que se usa la batería. Este último término no es usualmente incluido en las formulaciones, pero es de relevancia porque aumentar la velocidad de las reacciones electroquímicas aumenta su ineficiencia termodinámica. Esto se traduce en un mayor sobrepotencial que, por un lado, favorece reacciones secundarias irreversibles (pérdida de capacidad permanente) y, por otro, favorece la disipación de energía como calor.

Figura 3. Determinación de parámetros α_1 y α_2 para el modelo de degradación. Cada pendiente de la figura de la izquierda resulta en un punto de la figura de la derecha.



Fuente: Elaboración de los autores

Cabe señalar que el modelo de degradación implica que la ecuación 9 se comporte como una igualdad, pero ésta puede ser relajada a una desigualdad para resolver el problema con herramientas de optimización convexa. Este análisis fue ya incluido en Corengia y Torres (2018).

Por último, la capacidad remanente en la batería en cierto intervalo de tiempo se calcula como la correspondiente al tiempo anterior menos la pérdida de capacidad incurrida en ese intervalo.

(Ec. 10)
$$C(t) = C(t - 1) - C_0 \cdot x(t - 1)$$

Formulación del problema de optimización

Dada la discusión anterior el problema de optimización se postula como:

(Ec. 11)
$$\min_{P_d(t), P_c(t), P_{cont}} f_{\text{objetivo}}$$

 s.a. Ecuaciones 2-10

Tal cual está escrito en la ecuación 11 incluye a una variable que estrictamente debe considerarse entera (P_{cont}). Sin embargo, como quedará más claro en la discusión, es beneficioso

incorporarla al modelo como una variable continua que pueda tomar distintos valores para cada año de uso. Con esta consideración se puede demostrar que el problema de la ecuación 11 es convexo. El análisis es análogo al presentado en (Corengia y Torres, 2018) y no se repetirá aquí.

Este problema se implementó en el software GAMS v24.8.5 y se utilizó el algoritmo basado en el método del punto interior IPOPT 3.12, para su resolución. Se modificó el parámetro *reslim* para aumentar el tiempo de CPU; el resto de los parámetros de simulación fueron dejados en sus valores por defecto.

CASOS DE ESTUDIO

Es de interés aplicar el problema descrito en la sección anterior a curvas de consumo de distintos usuarios. Estas curvas pueden provenir de medidas directas del consumo de un usuario en particular, o de curvas promedio que representen un tipo de usuario. En Uruguay, aunque ya hay un porcentaje de usuarios residenciales que poseen medidores inteligentes y hay antecedentes de trabajos en clasificación de los usuarios en patrones de consumo, estos datos no son aún públicos. Por lo tanto, se tomaron para las simulaciones curvas de consumo reportadas en Bayas, Jaramillo, Betancourt y Reinoso (2009) y Kwac, Flora y Rajagopal (2014). En la primera se presentan medidas de consumo de una residencia estudiantil (usuario particular); en la segunda el resultado del proceso de clasificación de múltiples clientes en múltiples días. Se presentan a continuación las características más relevantes de las curvas empleadas.

Curva de usuario “particular”

La figura 4 muestra la curva de consumo de un día en una residencia estudiantil ecuatoriana. Se emplearon datos reportados por Bayas, Jaramillo, Betancourt y Reinoso (2009), ajustando los valores allí reportados a la frecuencia que se almacenan los datos almacenados de generación eléctrica en Uruguay; 10 minutos (ADME; 2019).

Las características de este consumidor son:

- un consumo “basal” (no nulo) independiente de las actividades humanas y picos pequeños debido a equipos que se encienden intermitentemente. Este comportamiento es característico de ciertos electrodomésticos presentes en la mayoría de los hogares (Issi y Kaplan, 2018).
- picos de mayor consumo en las horas de la mañana y de la noche; presumiblemente antes y después de la jornada de estudio.
- un pico de consumo menor a los anteriores al mediodía.

Este tipo de patrón de consumo que tiene dos picos importantes, uno en la mañana y otro en la tarde, se repite en hogares de diversas partes del mundo: California EE.UU. (Kwac, Flora y Rajagopal, 2014), diversos puntos de Estados Unidos a través de la red *Pecan Street* (Tang, Lee, Wang, y Yang, 2019), zonas rurales de Tailandia, Australia, Filipinas, Laos (Prinsloo, Dobson y Brent, 2016), y también se ha identificado como uno de los perfiles característicos de los usuarios de UTE en Uruguay (R. Porteiro, S. Garabedian y S. Nesmachnow, 2019). El pico del mediodía es dependiente de las condiciones y costumbres regionales.

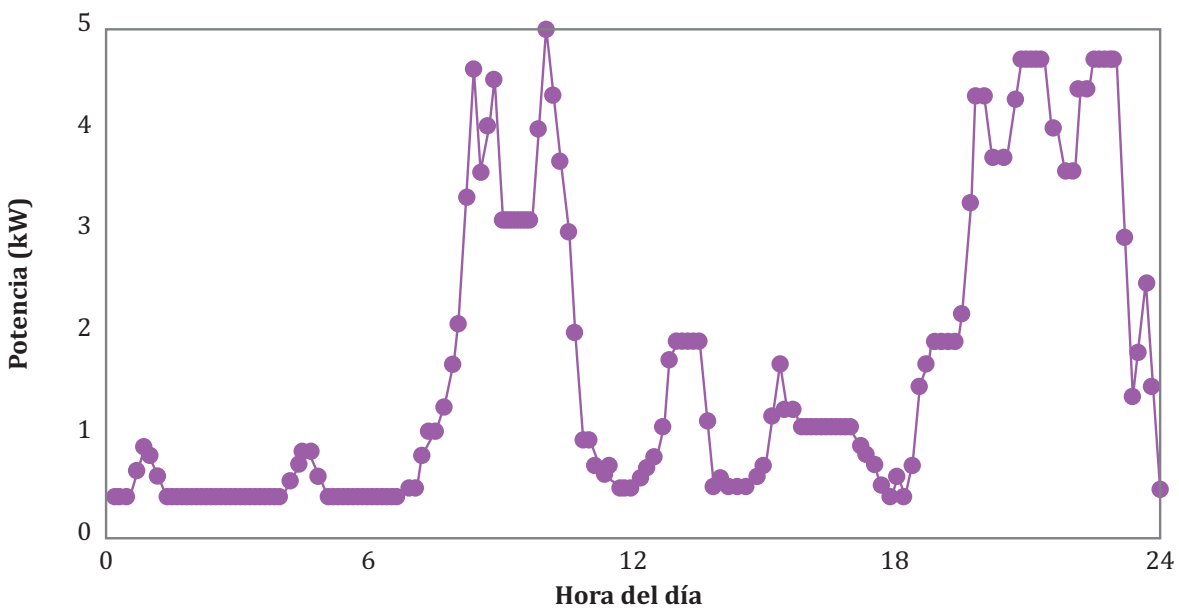
En las tarifas uruguayas, el potencial ahorro se logra por dos vías: el desplazamiento de consumo a horarios de menor costo y la disminución del costo fijo por máxima potencia contratada.

Curvas representativas de patrones de consumo

Estas curvas se toman del trabajo de Kwac, Flora y Rajagopal (2014), quienes emplearon algoritmos de agrupamiento para clasificar los perfiles diarios de 220 mil hogares en California, Estados Unidos. La figura 5 presenta los tres perfiles diarios que los autores reportan

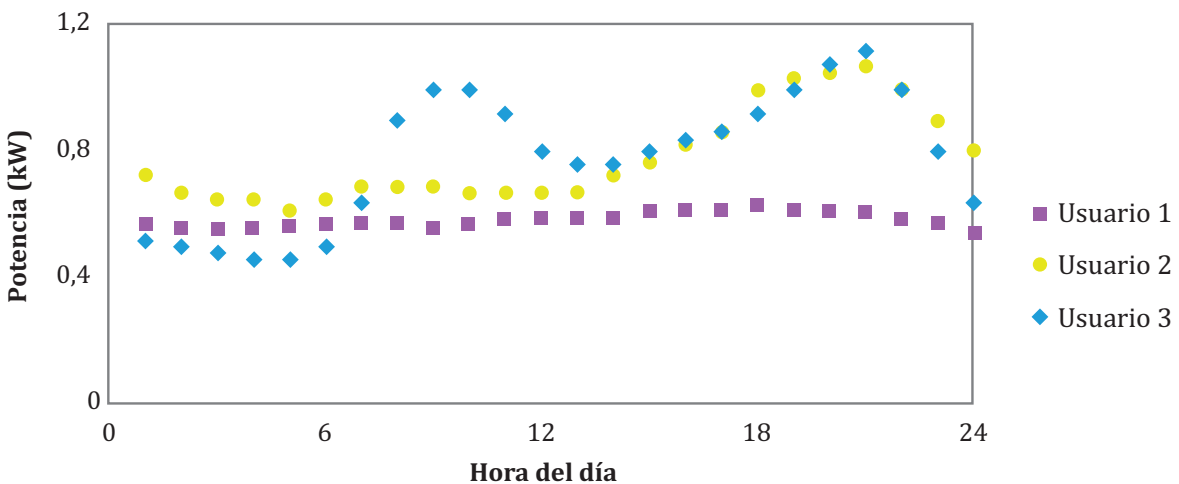
como más frecuentes. La curva 1 representa usuarios con un consumo horario de energía aproximadamente constante; la curva 2 usuarios cuyo consumo se incrementa levemente en la tarde/noche; y la curva 3 usuarios con un pico de consumo en la mañana y otro en la noche. Los consumos diarios promedio fueron 13.92 kWh, 18.57 kWh y 18.64 kWh respectivamente.

Figura 4. Perfil de consumo de un usuario particular.



Fuente: Elaboración de los autores a partir de figura 16 en (Bayas, Jaramillo, Betancourt y Reinoso, 2009). Los puntos contiguos similares fueron promediados.

Figura 5. Perfil de consumo en base horaria para tres tipos distintos de hogares.



Fuente: Elaboración de los autores a partir de datos publicados por Kwac, Flora y Rajagopal (2014).

Cabe notar que, en comparación con el usuario particular, estas curvas aparecen “suavizadas”. Esto se debe a que (i) estas curvas son valores promedios de varios clientes, y (ii) en los programas de clasificación hay un compromiso entre el detalle de la curva, la cantidad de grupos en los que se desea clasificar y los requerimientos computacionales. Por tanto, cuantos más patrones se tienen para analizar, en general menor es la frecuencia de la toma de datos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En todas las simulaciones, se asumieron los costos referidos a la tarifa eléctrica ($Costo_{energía}(t)$ y $Costo_{pot,cont}(t)$) del Uruguay: pliego vigente para el sector residencial de la empresa estatal UTE (UTE, 2019). Para mostrar diferentes estrategias, se emplearon dos capacidades iniciales de batería: 5 y 10 kWh.

En cuanto a la pérdida de actividad de la batería, se utilizaron coeficientes α_1 y α_2 de $1E-5$ y $1.5E-4$ respectivamente, con unidades en la ecuación 9: $P_c(t)$ y $P_d(t)$ kW, C_0 kWh y Δt h. El orden de estos valores se obtuvo a partir de los datos experimentales con baterías Li-ion Níquel - Manganeso - Cobalto reportados por Sarker, Murbach, Schwartz y Ortega-Vazquez (2017). Estos datos corresponden a relaciones entre P_c/C_0 y P_d/C_0 hasta 3:1, por lo que son válidos siempre que se cumplan las ecuaciones 7 y 8. Los límites del estado de carga (ecuaciones 5 y 6), se asumieron en 20% y 80%. Para las potencias de carga y descarga máxima (ecuaciones 7 y 8), se limitó a la potencia correspondiente a una carga/descarga completa en 20 min. Los factores de eficiencia η_c y η_d se asumieron 95%.

Para la presentación de los resultados se consideran en primer lugar las curvas de los patrones de consumo descritos en la sección Curvas representativas de patrones de consumo (p. 62), ya que permiten analizar

cuantitativamente las estrategias óptimas para cada tipo de usuario. El análisis cuantitativo se presenta luego, utilizando los datos del usuario particular descritos en la sección Curva de usuario “particular” (p. 61).

Estrategia de utilización óptima para distintos patrones de consumo

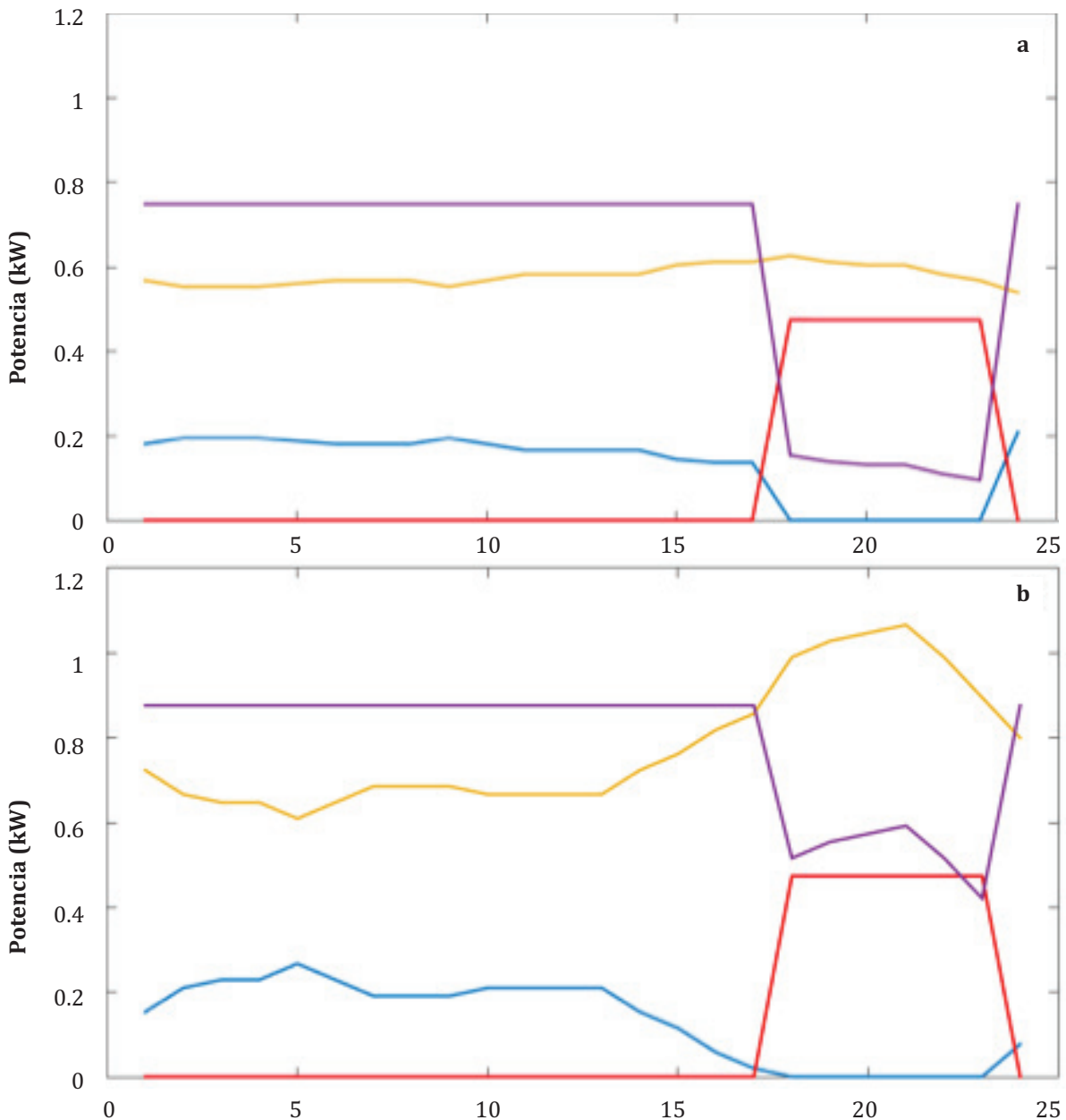
La figura 6 muestra las estrategias óptimas de operación de los usuarios de la figura 5, cuando se instala una batería de 5 kWh y se contrata la tarifa 2H. Se asume un período de uso de la batería de tres años. Se representa en la misma la demanda de potencia del hogar (patrón de consumo), la potencia requerida para la carga de la batería, la potencia descargada por la batería y la potencia total tomada de la red por el hogar, para los primeros días de uso, o sea la batería nueva.

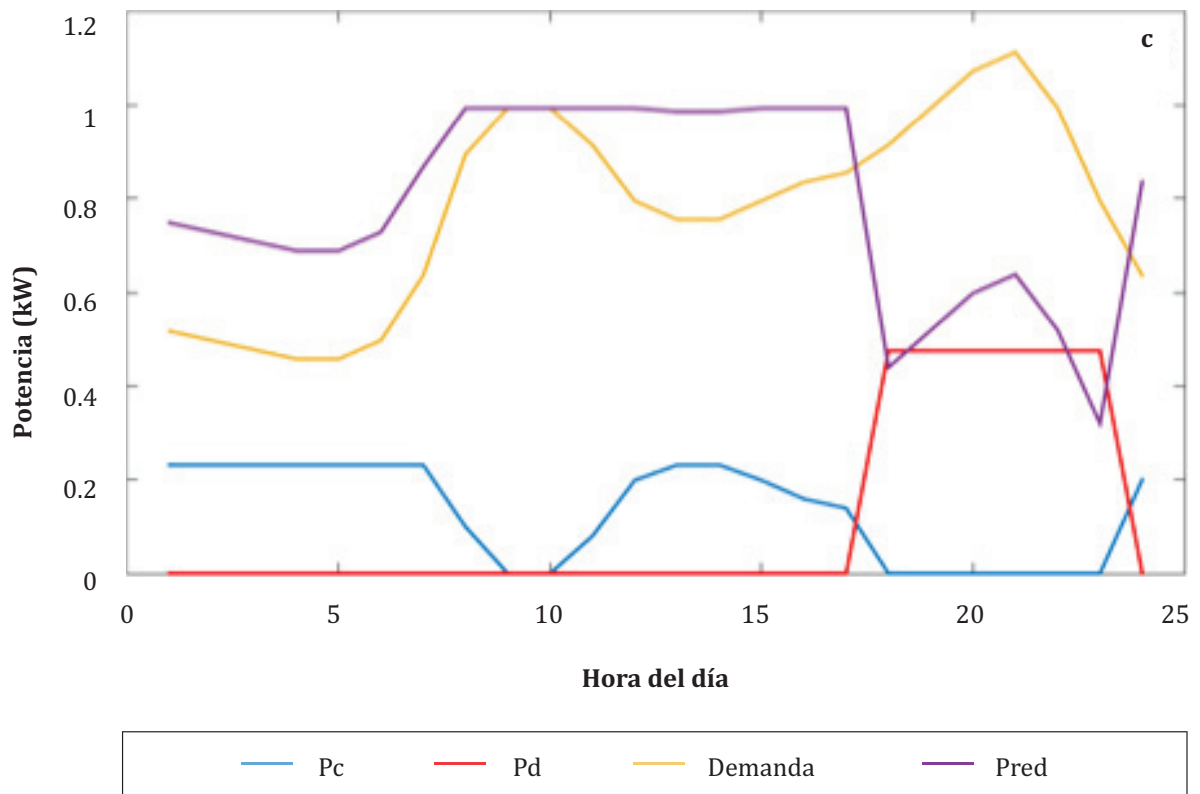
Como se aprecia en las curvas de potencia total tomada de la red, para los tres tipos de usuario hay un desplazamiento del consumo de energía de la red, desde el horario de mayor precio al horario de menor precio, tal como se buscaba. Se verifica que la batería se carga lentamente en los horarios de menor precio y se descarga a mayor velocidad en el horario de mayor precio. Se destaca que mientras que la descarga siempre es a velocidad constante, la carga es a velocidad variable. Esto puede interpretarse como una preferencia del programa a no aumentar la potencia contratada. O sea, para los parámetros empleados un aumento en la potencia contratada es más costoso que el cambio en la pérdida de capacidad de la batería por no cargar uniformemente. Esto es una diferencia con respecto al trabajo anterior (Corengia y Torres, 2018) en donde al considerar solamente el uso óptimo de la batería (sin incorporar las restricciones de consumo de los usuarios) se encontraba que la estrategia que minimiza la pérdida de capacidad de ésta es la carga y descarga uniforme.

Otra apreciación interesante es en cuanto al efecto sobre la potencia que se debe contratar de la red. Mientras que el usuario 1 debió aumentar levemente su potencia contratada, los usuarios 2 y 3 la disminuyeron. Esto surge de comparar la potencia máxima demandada por el usuario contra la potencia máxima tomada desde la red. Sin instalar la batería, el usuario debería contratar la primera, instalando la batería contrata la segunda. De esta forma, este programa orienta al usuario en la selección de la potencia a contratar.

Cabe destacar que, en el caso del usuario 3 la potencia máxima tomada desde la red coincide con el pico de demanda en el horario de bajo precio. Aquí uno podría preguntarse, por qué no se elige una estrategia que contrate a menor potencia y emplee la batería para evitar este pico de consumo. La respuesta está en el balance entre el ahorro logrado por disminuir la potencia contratada en el primer año y la pérdida de capacidad de la batería que condiciona el ahorro futuro.

Figura 6. Operación óptima de Usuarios 1 (a), 2 (b) y 3 (c).



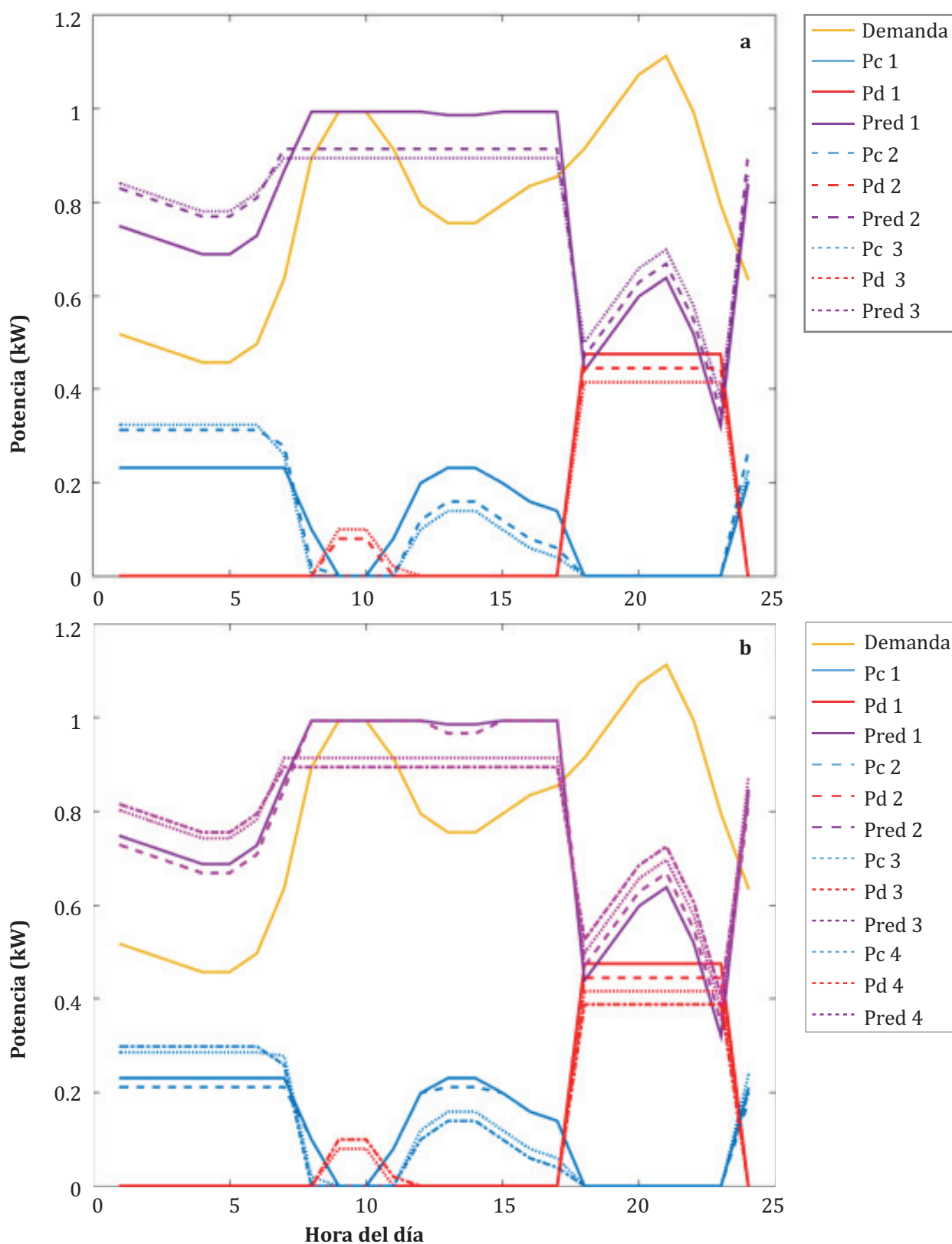


Fuente: Elaboración de los autores.



Foto de Zbynek Burival en Unsplash.

Figura 7. Estrategia óptima correspondiente al usuario 3 para el primer día de cada año, según el período de optimización sea 3 (a) o 4 años (b).



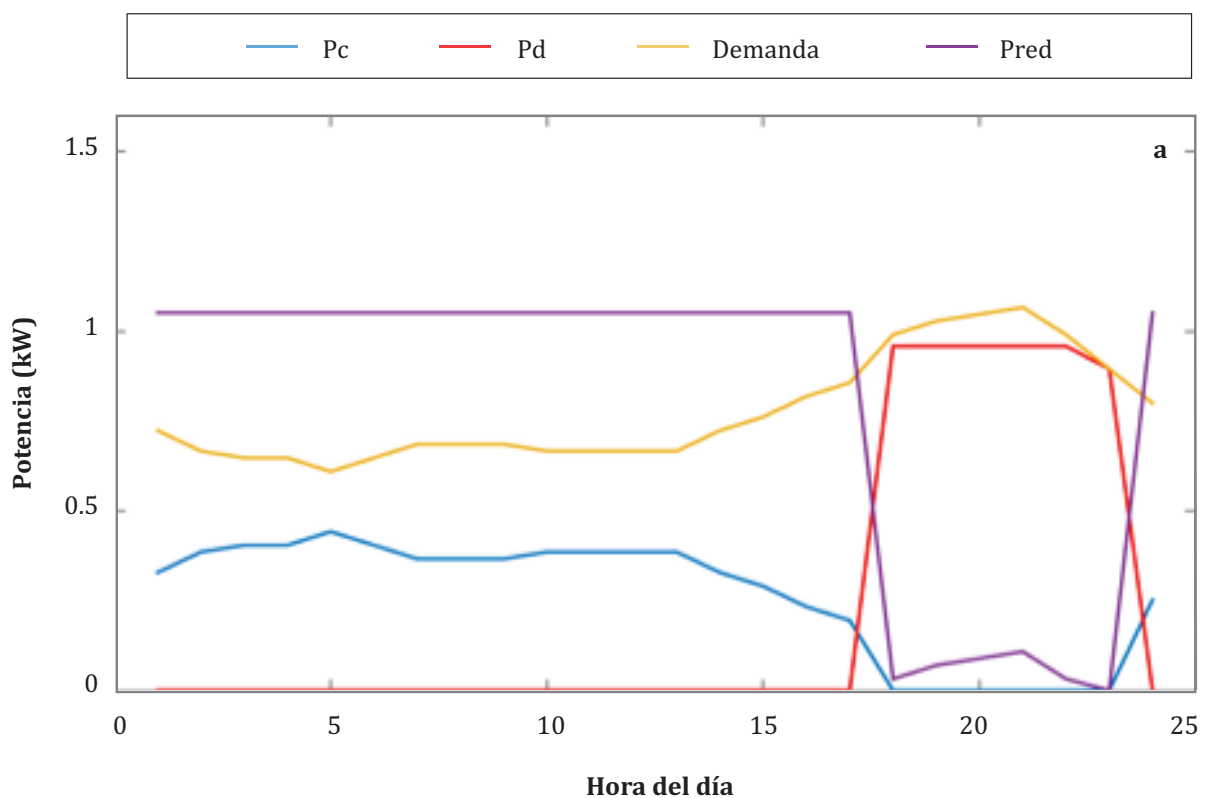
Fuente: Elaboración de los autores.

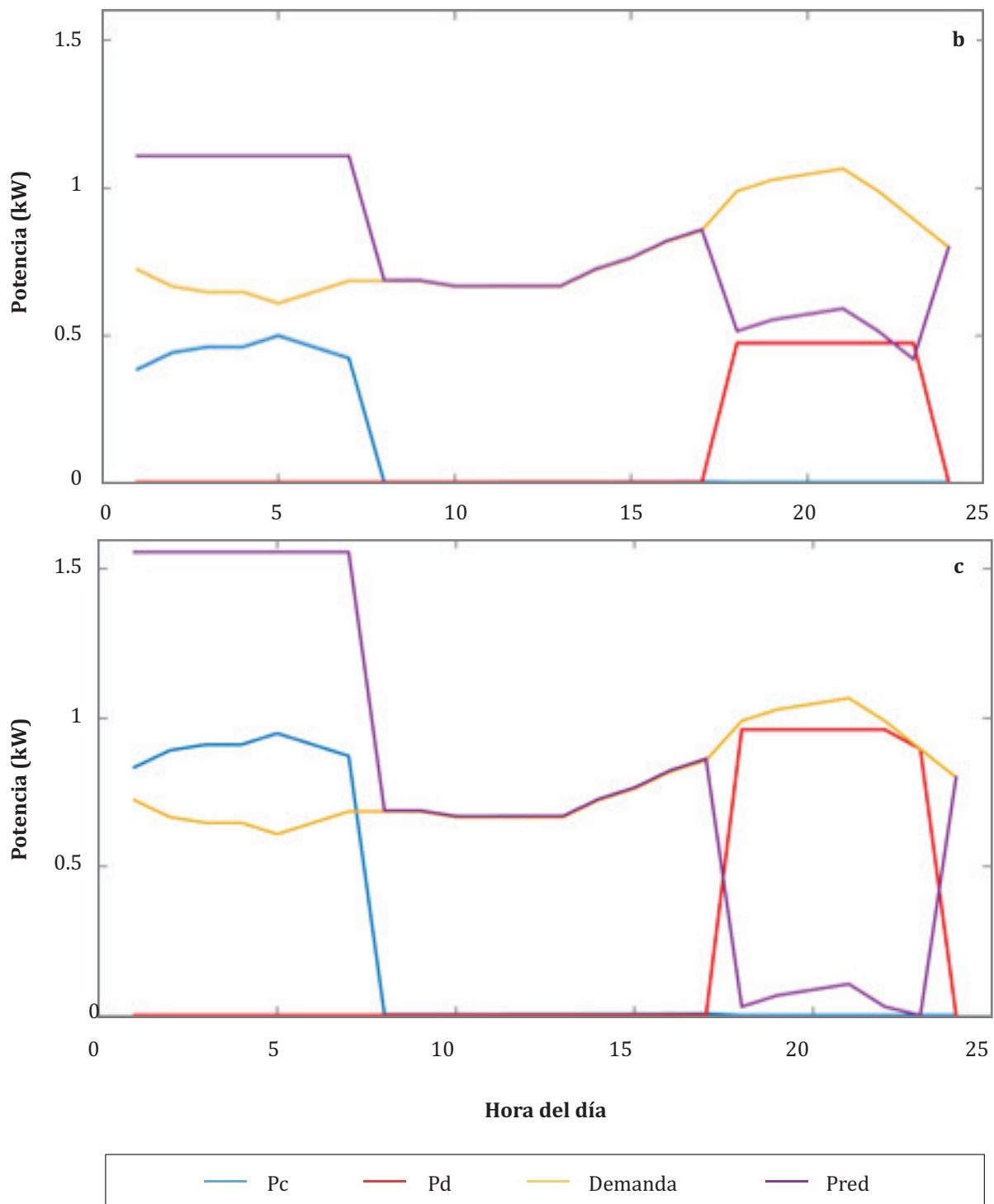
Para ilustrar este efecto, la figura 7 muestra el cambio en la estrategia óptima para los siguientes años de operación. Como se aprecia, al aproximarse el final del período de uso asumido para la batería, la estrategia óptima implica una disminución progresiva de la potencia contratada a expensas de más de un ciclo diario de carga/descarga de la batería. Este efecto obviamente depende de la elección del período de uso esperado. Las figuras 7a y 7b muestran respectivamente los cambios en la estrategia, según se consideren 3 o 4 años.

La figura 8 muestra cómo cambia la estrategia óptima de operación del usuario 2 cuando se cambia la capacidad inicial de la batería instalada (de 5 a 10 kWh) o el tipo de tarifa (de 2H a 3H). En comparación con instalar una batería de menor capacidad con una tarifa 2H,

ambos fenómenos implican un aumento en la selección de la potencia contratada. Esto se explica porque (i) al aumentar la capacidad de la batería, aumenta la cantidad de energía cuyo consumo directo de la red puede desplazarse de los horarios caros a los baratos, y sucede porque con las tarifas usadas, este ahorro supera el aumento por cargo fijo; (ii) al cambiar a tarifa 3H el horario económico es de menor duración (18 hs en 2H a 7 hs en 3H) por lo tanto se debe entregar más energía a la batería en el mismo intervalo de tiempo. Nótese que en el horario intermedio no hay actividad de la batería. Como se observa en la figura 8c, ambos efectos se suman al considerar la mayor capacidad y la tarifa triple horario, resultando una mayor potencia contratada que si no se utilizara auto-acumulación en batería. Igual, claramente el usuario ahorra.

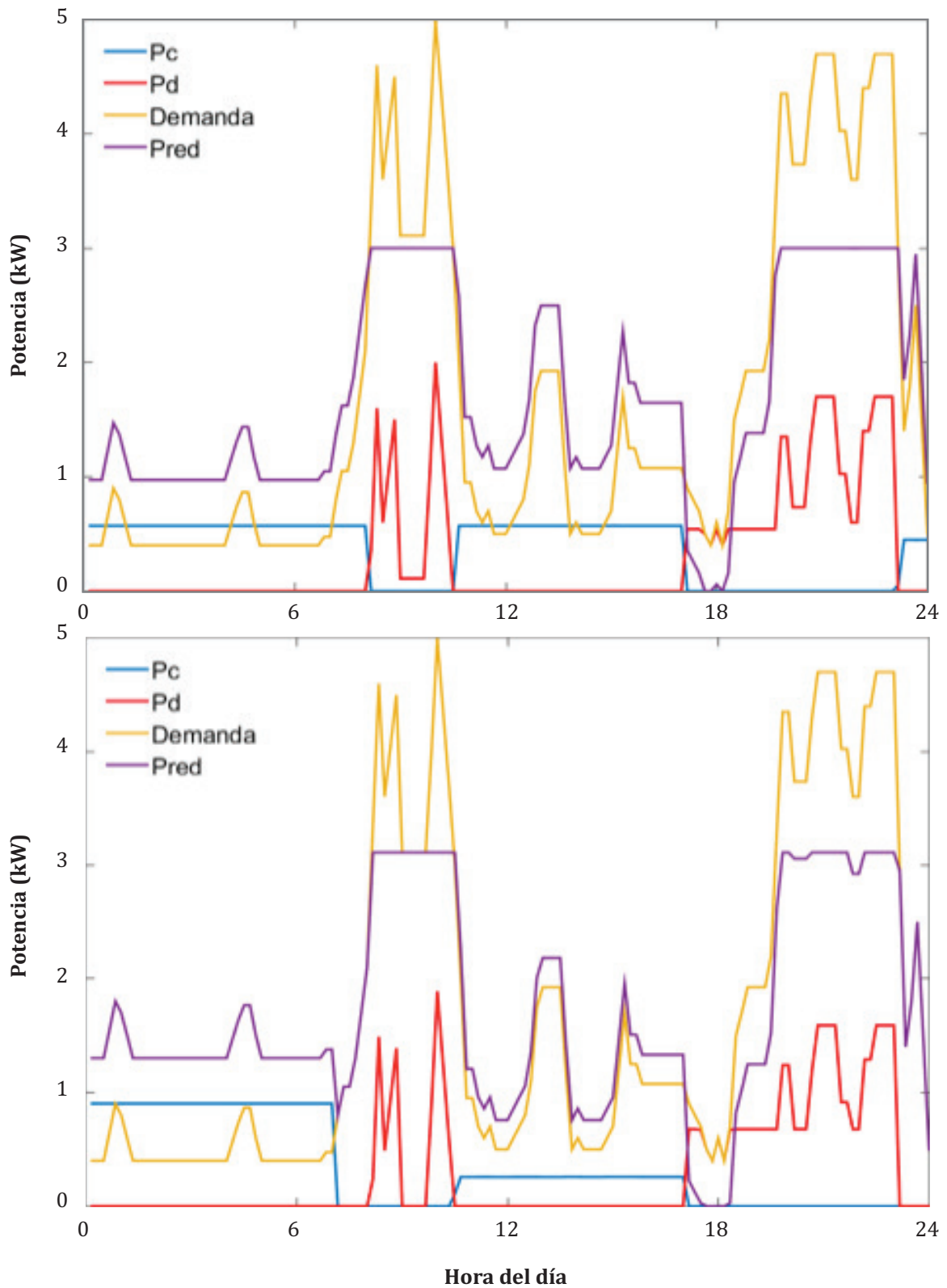
Figura 8. Operación óptima del usuario 2 con: a) tarifa 2H y batería 10kWh ; b) tarifa 3H y batería 5kWh ; c) tarifa 3H y batería 10kWh.





Fuente: Elaboración de los autores.

Figura 9. Operación óptima de la residencia estudiantil con: arriba) tarifa 2H y batería 10kWh; debajo) tarifa 3H y batería 10kWh.



Fuente: Elaboración de los autores.

Finalmente, cabe mencionar que en todos los casos las restricciones vinculadas a los máximos valores de potencia de carga y descarga de la batería (ecuaciones 7 y 8) nunca llegan a activarse. Esto se debe a que, como se comentó en la sección de Casos de Estudio, estas curvas están suavizadas con respecto a un usuario particular.

Estrategia de utilización óptima para usuario particular

En la figura 9 se muestran los resultados correspondientes a una residencia estudiantil de la cual se tiene su consumo real cada 15 minutos. Este aumento en la cantidad de medidas con respecto al caso anterior lleva a que por un lado se tenga mayor resolución (capturando picos que se perdían al considerar patrones promedio) y por otro a que el número de variables de decisión del problema aumente considerablemente. Además, en comparación con las curvas anteriores, se tiene una mayor diferencia entre los mínimos y máximos de consumo. O sea, la potencia que consume el hogar presenta mayor variación a lo largo del día. Intuitivamente esta mayor variación hace más atractiva la estrategia de instalar baterías para reducir los picos de consumo y disminuir el cargo fijo por potencia contratada.

Las simulaciones realizadas con un período de 2 años de uso de una batería y capacidad inicial de 10 kWh, verifican esta estrategia para ambas tarifas: el usuario puede reducir su potencia contratada, desde 5.0 kW a 3.0 y 3.1 kW bajo las tarifas 2H y 3H, respectivamente.

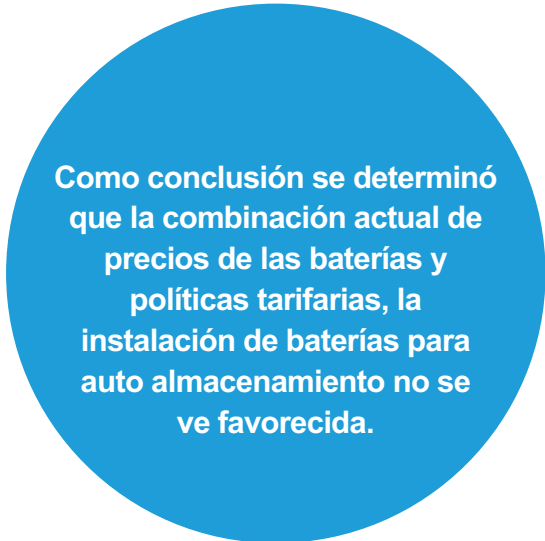
En cuanto al pico de la mañana, puede observarse que en ambos casos a pesar de que el costo de la energía es bajo, la estrategia óptima es descargar parcialmente la batería en este horario para reducir el pico de consumo desde la red (ver curvas entre 8 y 10:30 AM). En el caso de 3H, a diferencia de lo visto en la figura

8c, la batería se carga parcialmente en el horario de precio intermedio, para poder desplazar una carga completa de batería en el horario de mayor precio.

En cuanto al pico de la tarde, una diferencia notoria con el caso de las curvas suavizadas, es que la descarga de la batería se utiliza fundamentalmente para modularlo. Esto puede tener como desventaja que, si en algún día el consumo es puntualmente mayor que el esperado, la cantidad de energía almacenada puede no alcanzar para respetar la potencia contratada. Por lo tanto, este tipo de curva de descarga indica que el usuario debe considerar alguna medida extra para asegurarse el suministro de energía: o bien incrementa la capacidad a instalar o la potencia contratada con respecto a la seleccionada por el programa.

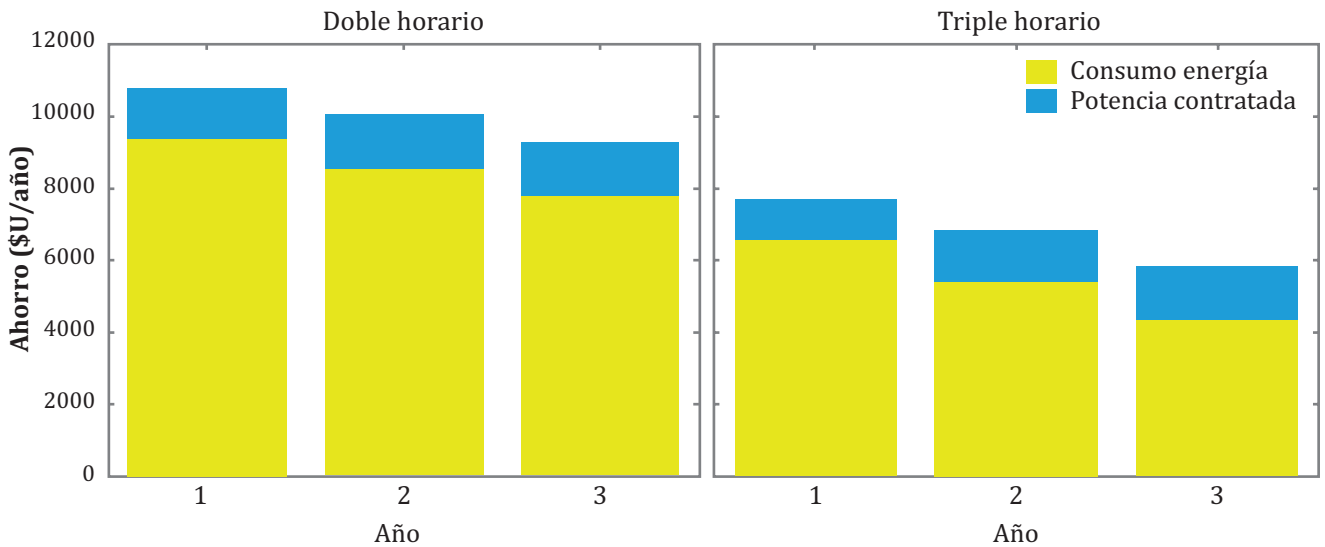
Aplicación de la herramienta desarrollada para análisis de inversión.

A partir de las estrategias obtenidas con el programa se puede cuantificar el ahorro esperado en la factura. A modo de ilustración, la figura 10 muestra el ahorro que puede lograrse con el patrón de consumo de la figura 4 en un horizonte de 3 años con una batería de 10 kWh, separando los aportes al ahorro según se deban a la disminución de potencia contratada, o al cambio de horario del consumo de energía.



Como conclusión se determinó que la combinación actual de precios de las baterías y políticas tarifarias, la instalación de baterías para auto almacenamiento no se ve favorecida.

Figura 10. Ahorros generados al instalar una batería de 10kWh para el caso de estudio de la Sección “Aplicación de la herramienta desarrollada para análisis de inversión”.



Fuente: Elaboración de los autores.

Debe señalarse que, en el caso de esta residencia sin instalar la batería lo más conveniente es optar por la tarifa 2H, y los ahorros que se lograrían con la batería instalada se calculan en ambos casos contra ese valor.

La primera conclusión es que, a pesar de que la tarifa horaria 3H tiene un horario de precio más bajo para cargar la batería, la combinación tarifa, curva de consumo y batería de 10 kWh resulta en que el mayor ahorro se alcanza contratando la tarifa 2H. Esto se debe a la diferencia de precios entre tarifas en el horario de 7 a 17 horas.

Por otra parte, para los valores actuales de las baterías (500 USD/kWh según las proyecciones de LAZARD (2018)), es claro que en el caso del ejemplo no es redituable aun adquirir una batería nueva con este fin ya que acumulando en tres años se ahorraron solo 30,000 pesos y se requirió una batería de 10 kWh. Si se considera una tasa de costo de capital de 10%, el valor máximo que puede pagarse para un Valor Actual Neto positivo es de 25,000 \$U

(aproximadamente 700 USD a valores 2019). Evidentemente 3 años es un tiempo muy corto para amortizar el equipo, pero igualmente la diferencia permite inferir que no es económico. Una alternativa podría ser adaptar una batería usada proveniente de otro fin, como por ejemplo el sector automotriz. Estudios experimentales de estas baterías de segundo uso son necesarios para definir el modelo de degradación y resolver este problema descrito en la ecuación 11 con los parámetros correspondientes.

CONCLUSIONES

Este trabajo presenta una herramienta basada en optimización para analizar el beneficio de instalar baterías como forma de reducir la tarifa eléctrica en usuarios que hacen uso de tarifas inteligentes.

A grandes rasgos hay tres mecanismos que definen la estrategia óptima: (i) el desplazamiento del consumo de energía de la red a un horario de menor precio; (ii) la reducción de los picos

de consumo como forma de reducir el costo fijo por potencia contratada; y (iii) la pérdida de capacidad de las baterías que limita el ahorro futuro. El programa desarrollado permite definir la estrategia de carga/descarga de la batería y la potencia a contratar de la red, que mejor balancea estos efectos para lograr el mayor ahorro en períodos largos de tiempo (años de uso del equipo).

Utilizando el programa se encontraron las estrategias óptimas para tres curvas representativas de patrones de consumo y una curva de un usuario específico. Las tres primeras permitieron un análisis cualitativo de la incidencia de los tres mecanismos para distintos parámetros (tipo de tarifa, capacidad de batería, tiempo de uso esperado); y la última permitió un análisis cuantitativo del ahorro generado.

A partir de estos análisis se puede concluir que las interacciones entre los parámetros son complejas lo que justifica el uso de la herramienta desarrollada para seleccionar conjuntamente la potencia a contratar y la estrategia de operación. Además, permite inferir en qué casos se deben tomar recaudos para respetar la potencia contratada una vez que ésta ya fue definida.

REFERENCIAS

Administración Nacional de Usinas y Transmisiones Eléctricas (10/05/2019). Pliego tarifario. Recuperado de <https://portal.ute.com.uy>

Bayas, L., Jaramillo, M., Betancourt, E. y Reinoso, J.P. (2009). La tarifa horaria en el Ecuador como incentivo de eficiencia energética. *Revista politécnica*, 30(1), 53-68.

Castillo, A.; Gayme, D.F. (2013). Profit maximizing storage allocation in power grids. Trabajo presentado en 52nd IEEE Conference on Decision and Control, Florencia, Italia. doi:10.1109/CDC.2013.6759919.

Corengia, M., Torres, A.I. (2018). Effect of tariff policy and battery degradation on optimal energy storage. *Processes*, 6(10), 204. doi: 10.3390/pr6100204

Corengia, M., Torres, A.I. (2019). Operación óptima de baterías bajo el actual régimen tarifario. Trabajo presentado en II Congreso Agua Ambiente y Energía, Montevideo, Uruguay.

Instituto Nacional de Estadística (24/01/2020). Recuperado de <http://www.ine.gub.uy/cotizacion-de-monedas>

Issi, F. y Kaplan, O. (2018). The Determination of load profiles and power consumptions of home appliances. *Energies*, 11(3), 607. doi:10.3390/en11030607

Jafari, M., Khan, K. y Gauchia, L. (2018). Deterministic models of Li-ion battery aging: It is a matter of scale. *Journal of Energy Storage*, 20, 67-77. doi: 10.1016/j.est.2018.09.002

Jankowiak, C., Zacharopoulos, A., Brandoni, C., Keatley, P., MacArtain, P. y Hewitt, N. (2019). The Role of domestic integrated battery energy storage systems for electricity network performance enhancement. *Energies*, 12(20), 3954. doi:10.3390/en12203954

Kwac, J., Flora, J. y Rajagopal, R. (2014). Household energy consumption segmentation using hourly data. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(1), 420-430. doi:10.1109/TSG.2013.2278477

- LAZARD. LAZARD's levelized cost of storage analysis— Version 4.0. Reporte técnico, 2018. Recuperado de <https://www.lazard.com/media/450774/lazards-levelized-cost-of-storage-version-40-vfinal.pdf>
- Li, Y., Vilathgamuwa, M., Choi, S.S., Farrell, T.W., Tran, N.T. y Teague, J. (2019). Development of a degradation-conscious physics-based lithium-ion battery model for use in power system planning studies. *Applied Energy*, 248, 512-525. doi:10.1016/j.apenergy.2019.04.143
- Li, Y., Yang, Y., Tang, J., Xiong, B., Deng, X. y Tang, D. (2019). Design of degradation-conscious optimal dispatch strategy for home energy management system with rooftop PV and lithium-ion batteries. Trabajo presentado en 4th International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid, IGBSG 2019, Yichang, China. doi:10.1109/IGBSG.2019.8886194
- Parrish B., Heptonstall, P., Gross, R. y Sovacool B.K. (2020). A systematic review of motivations, enablers and barriers for consumer engagement with residential demand response. *Energy Policy*, 138, 111221. doi:10.1016/j.enpol.2019.111221
- Porteiro, R., Garabedian, S. y Nesmachnow, S. (febrero, 2019). Clasificación de curvas de carga en redes inteligentes. Trabajo presentado en la 2a edición del Workshop Internacional: "Planificación de Transporte y Ciudades Inteligentes", Montevideo, Uruguay.
- Prinsloo, G., Dobson, R. y Brent, A. (2016). Scoping exercise to determine load profile archetype reference shapes for solar co-generation models in isolated off-grid rural African villages. *Journal of Energy in Southern Africa*, 27(3), 11-27.
- Sarker, M.R., Murbach, M.D., Schwartz, D.T. y Ortega-Vazquez, M.A. (2017). Optimal operation of a battery energy storage system: Trade-off between grid economics and storage health. *Electric Power Systems Research*, 152, 342-349. doi: 10.1016/j.epsr.2017.07.007
- Tang, W.-J., Lee, X.-L., Wang, H. y Yang, H.-T. (septiembre, 2019). Leveraging socioeconomic information and deep learning for residential load pattern prediction. Trabajo presentado en 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT-Europe). doi:10.1109/isgteurope.2019.8905483
- Tesla (30 /01/2020). Recuperado de <https://www.tesla.com/powerwall>
- Warner, J. (2015). Handbook of Lithium-Ion battery pack design - Chemistry, Components, Types and Terminology - 14. Second Life and Recycling of Lithium-Ion Batteries. Elsevier. doi:10.1016/C2013-0-23144-5
- Zhao, L., Yang, Z. y Lee, W.-J. (2017). The Impact of Time-of-Use (TOU) rate structure on consumption patterns of the residential customers. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 53(6), 5130-5138. doi:10.1109/TIA.2017.2734039