

RESPUESTA DE LA DEMANDA ELÉCTRICA BASADO EN EL MODELO

MARKOVIANO

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de
INGENIERO ELÉCTRICO**

**TEMA:
RESPUESTA DE LA DEMANDA ELÉCTRICA BASADO EN EL MODELO
MARKOVIANO**

**AUTOR:
GABRIEL ANDRÉS AYALA HERNÁNDEZ**

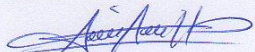
**DIRECTOR:
EDWIN MARCELO GARCÍA TORRES**

Quito, junio de 2016

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Gabriel Andrés Ayala Hernández, con documento de identificación N° 1717212722, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor/es del trabajo de grado/titulación intitulado: “Respuesta de la Demanda Eléctrica basado en el Modelo Markoviano”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente. En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Firma



Nombre: Gabriel Andrés Ayala Hernández

Cédula: 1717212722

Fecha: 21 de junio del 2016

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR/A

Yo, Edwin Marcelo García Torres declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación *Respuesta de la Demanda Eléctrica basado en el Modelo Markoviano*, realizado por Gabriel Andrés Ayala Hernández, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito, abril del 2016



EDWIN MARCELO GARCÍA TORRES

Cédula de identidad: 1803087400

ÍNDICE GENERAL

1. INTRODUCCIÓN	2
2. RESPUESTA DE LA DEMANDA (RD).....	4
2.1 Mecanismos de Respuesta de la Demanda.....	5
3. ELASTICIDAD DE LA DEMANDA Y SU ENFOQUE PARA DETERMINAR LA RD EN FUNCIÓN DE UNA SEÑAL DE PRECIO	7
4. MODELOS MARKOVIANOS	8
5. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DE DR BASADO EN MODELOS MARKOVIANOS	9
5.1 Formulación del problema	9
5.2 Modelado de RD basado en el precio mediante Modelos Markovianos.....	10
5.3 Modelado de DR basada en el incentivo mediante Modelos Markovianos	10
6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	11
7. CONCLUSIONES.....	12
REFERENCIAS	12
Estado del Arte.....	15

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Respuesta de la Demanda en un Sistema Eléctrico	3
Figura 2. Respuesta de la Demanda basado en el precio.	6
Figura 3. Respuesta de la Demanda basado en el incentivo.	7
Figura 4. Representación de un modelo de Markov de tres estados con la transición de un estado discreto a otro.....	8
Figura 5. Curva de demanda inicial sin DR.	10
Figura 6. Curva de Demanda, con RD basado en el precio	10
Figura 7. Diagrama de flujo que representa el modelo de RD basado en el precio	11
Figura 8. Curva de demanda, con RD basado en el incentivo	11
Figura 9. Diagrama de flujo que representa la RD basado en el incentivo.	11
Figura 10. Comparación de curva inicial con RD basado en el Precio y en el Incentivo	11

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Matriz de transición de estados.	9
--	---

RESPUESTA DE LA DEMANDA ELÉCTRICA BASADO EN EL MODELO MARKOVIANO

Resumen

En este trabajo se estudia los efectos y beneficios de los programas de Respuesta a la Demanda (RD) al ser aplicados en los sistemas eléctricos, utilizando la elasticidad del precio de la demanda en virtud de dos mecanismos: fijación dinámica de precios y de incentivos. Los resultados muestran que existe transferencia de cargas durante la aplicación RD de períodos de consumo pico a bajo consumo, obteniéndose una curva más plana en comparación con la curva de demanda inicial. Con los modelos Markoviano y la aplicación de procesos estocásticos se determinó en este ejemplo que la reducción y transferencia de carga es mayor con programas basados en el precio que con programas de incentivo. El trabajo de simulación se desarrolla mediante Modelos Markovianos, obteniéndose la curva de demanda dependiendo del programa de RD aplicado. Esto permite determinar cuánto sería la reducción de consumo obtenido por RD, comparando con la curva de demanda inicial del usuario. En programas en base a precio, el cliente es quien decide cuanto será el ahorro, según las tarifas fijadas en horas pico. Se realiza un análisis de los resultados obtenidos y su implementación en los mercados eléctricos.

Abstract

In this document the effects of programs demand response (DR) to be implemented in a power system are described. RD's contribution to the network is calculated using the elasticity of demand under two rate-setting mechanisms: price-based and incentive-based.

A mathematical modeling is developed to determine the response sensitivity of the load to different DR programs established by the service provider, and thereby achieve an improvement in demand management. A number of prospects for the implementation of the mechanisms and applications demand response is proposed. A mathematical algorithm based on Markov models to optimize RD programs and their application in real energy markets is built, allowing to determine the probability of change of state, between different levels of electricity consumption and thus reduce peak consumption hours high demand. The objective function is formulated and the results are analyzed.

Keywords: demand response (DR), electricity markets, heuristics, Markov models, stochastic models.

Palabras Clave: heurística, respuesta de la demanda (RD), mercados eléctricos, modelos estocásticos, modelos markovianos.

1. Introducción

En un Sistema Eléctrico de potencia, la generación y la demanda de energía eléctrica son puntos críticos cuando se presentan contingencias o fallas, por ello se debe contar con Sistemas de Potencia con alta fiabilidad y eficiencia. Para un buen funcionamiento de los Sistemas Eléctrico es necesario que exista un equilibrio entre la generación y la demanda en todo momento. Este es un reto, dado el hecho de que la demanda puede cambiar rápidamente y de forma inesperada, por ejemplo, debido a las razones de la pérdida de unidades de generación, líneas de transmisión y cortes por cambios bruscos de carga. Mediante la implementación de Redes eléctricas Inteligentes (Smart Grids) en los sistemas eléctricos, se puede cambiar el consumo eléctrico, a través de un flujo bidireccional de energía e información [1] y junto con la Infraestructura de Medición Avanzada (AMI) se procede a la recolección de datos e información para una mejor gestión y toma de decisiones [2], [3]. Al hacer pleno uso de los datos recogidos por el AMI, el operador de red puede tener una mejor comprensión del comportamiento de consumo eléctrico. Esta es una estrategia importante para mejorar la eficiencia de operación y mejorar la fiabilidad de la red.

Antes de la llegada de las tecnologías de redes inteligentes (Smart Grids), la única opción para los operadores del sistema de responder a un nivel elevado de demanda, ha sido aumentar la capacidad de generación, utilizando generadores de reserva para equilibrar el sistema. Sin embargo, incluso esta operación mínima de las unidades de reserva es costosa, ya que interviene la utilización de más recursos. [3], [4].

Este enfoque tradicional podría ser ineficiente, en caso de que se disponga de una red inteligente con una gran

extracción de energía a partir de recursos energéticos no despachables y/o renovables poco fiables. En tales casos, las incertidumbres del lado de la generación aumentarían aún más la dependencia de las unidades de reserva.

Para la optimización de la demanda existen técnicas de gestión de la demanda (DSM) y la respuesta de la demanda (RD), cuyo objetivo es tratar de reducir la carga absorbida durante el día por los usuarios y de reducir el pico diario de la curva de demanda. [5], [6], [7].

Este trabajo determinó las ventajas de la implementación de mecanismos de respuesta de la demanda, mediante el desarrollo de un algoritmo basado en Métodos Markovianos, obteniendo curvas de demanda eléctrica que reflejan los cambios de comportamiento de los usuarios ante una fijación dinámica de precios o un incentivo, ambas podrían dar como resultado una reducción en su planilla de consumo.

Los datos de consumo de electricidad para establecer perfiles de carga de los diferentes tipos de usuarios, son de vital importancia para los estudios de respuesta de la demanda. La implementación de RD de manera adecuada permitiría que el sistema se mantenga en equilibrio, inclusive podría permitir la reducción del consumo de energía eléctrica, esto en horas pico, cuando el sistema empieza a saturarse o si se la necesidad de utilizar recursos de centrales de generación cuyo costo de operación es elevado [8], [9].

Para los usuarios, la RD tiene como objetivo la reducción del consumo de energía eléctrica e influir sobre el costo total que deben pagar por ella, mediante lineamientos y estrategias que no afecten su confort [10]. Para gestionar la demanda y poder obtener resultados de optimización, se utilizan

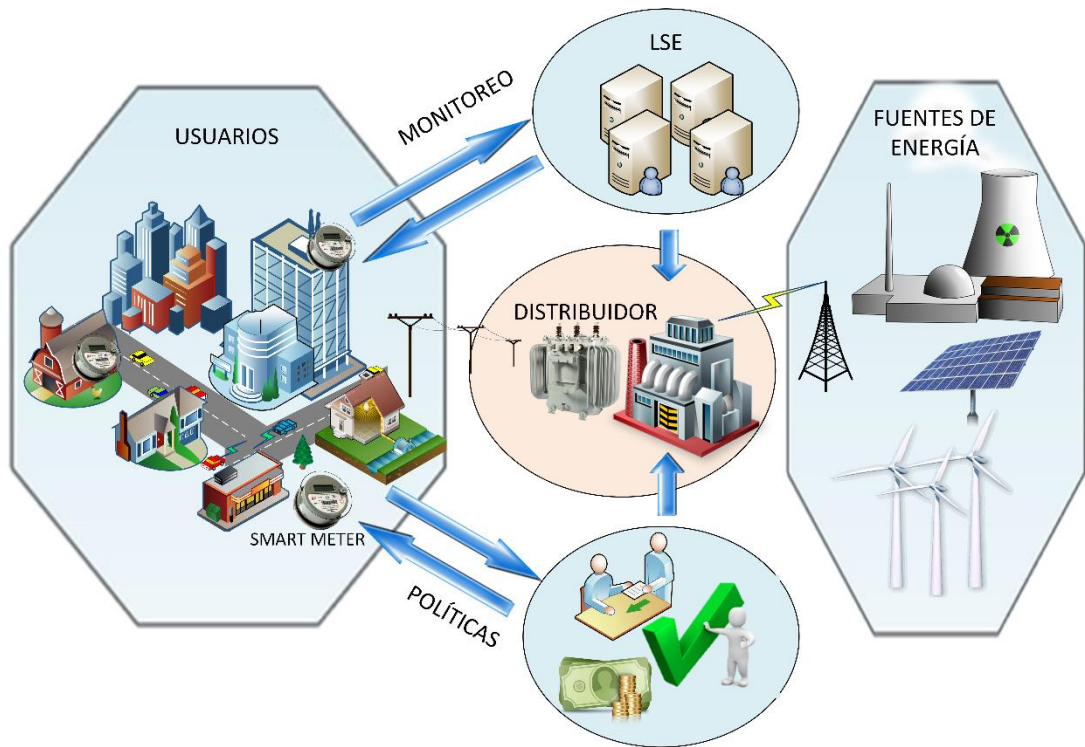


Figura 1. Respuesta de la Demanda en un Sistema Eléctrico

varios métodos, entre ellos la Generación Distribuida (GD), que consiste en la producción de electricidad directamente en el lugar donde serán absorbidos por el usuario final, con el fin de obtener un mejor rendimiento del sistema total de generación y consumo. La electricidad es producida por sistemas fotovoltaicos, turbinas, entre otros.

La demanda de electricidad industrial en la mayoría de países, representa una proporción importante del consumo total de electricidad [10]. La mayoría de los responsables políticos, proveedores de energía y empresas de servicios energéticos basan sus políticas, tarifas y proyectos en perfiles promedio de carga en forma diaria o mensual. La inserción reciente de las tecnologías de medición inteligente, ha aumentado la importancia de empleo de los datos del tiempo, como actividades que reporten los datos de uso de energía, llevadas a cabo por los usuarios durante todo el día [6], [7].

¿En qué momento los usuarios encienden las luces, calefacción y electrodomésticos y por cuánto tiempo, y en qué momento los apagan?, esto determina el perfil de consumo de electricidad individual de un usuario residencial y de la misma manera para clientes comerciales e industriales.

La suma de los perfiles individuales de varios usuarios determina el consumo de electricidad relacionado con el tiempo de uso, de una sección específica de la red de distribución. Los excesos de carga en la red se producen cuando una gran cantidad de usuarios finales, en su mayoría industriales, están consumiendo altos niveles de energía al mismo tiempo. Esto produce que los costos y los impactos ambientales negativos de satisfacer esta alta demanda sean más altos de lo normal, ya que los proveedores de energía tienen que activar las plantas de energía de reserva, que por lo general son de recursos no renovables altamente

contaminantes, para compensar este aumento de la demanda [11], [12].

El tiempo de uso [13] es (junto con otros factores como el clima, las características del edificio, el estilo de vida de los ocupantes, los hábitos de los ocupantes y el diseño de los aparatos eléctricos) una variable crucial para definir el consumo de energía de los usuarios. Los perfiles de demanda de electricidad de los consumidores están altamente correlacionados con el tiempo de ocupación activa, es decir, cuando los consumidores se encuentran en un consumo energético sea alto, medio o bajo.

En adelante el trabajo se divide en las siguientes partes: se trata acerca de la respuesta de la demanda y los mecanismos de implementación en la sección 2. El enfoque de la elasticidad y cómo influye en la DR se analiza en la sección 3. Se analiza los métodos markovianos y su aplicación para determinar los estados transitorios en DR en la sección 4. Se implementa un modelo para determinar la probabilidad de cambio de estado entre diferentes niveles de consumo de electricidad, esto mediante métodos markovianos y se formula el problema a resolver en la sección 5. En la sección 6 se analizan los resultados obtenidos.

2. Respuesta de la Demanda (RD)

Respuesta de la Demanda (Demand Response “DR”) es un medio que permite al consumidor final cambiar su nivel de consumo, mediante incentivos o ya sea como respuesta a un requerimiento del operador de la red u otro proveedor de respuesta de la demanda cuando un problema de fiabilidad se produce en el sistema, o como una reacción a las variaciones en el precio de la electricidad.

Si bien las acciones de RD pueden tener lugar en cualquier momento, no sólo durante las horas de alta demanda eléctrica, su aplicación podría ser clave durante los períodos emergentes donde se vea afectada la generación de potencia. [2], [4], [14].

Para lograr esto se debe ir de la mano con la eficiencia energética que determina la manera de reducir el consumo energético sin disminuir la calidad del servicio y de la conservación energética que involucra conceptos y acciones que permitan crear conciencia en los clientes, para que disminuyan su consumo eléctrico de manera responsable con el medio ambiente, permitiéndoles a su vez ahorrar recursos y dinero [15].

La participación de los clientes finales es una respuesta a factores como la fijación de precios de incentivos y nuevos sistemas de tarifas.

Para estos clientes, los recortes de gastos se pueden lograr mediante la reducción de su consumo eléctrico durante las horas pico en los programas basados en los precios o a través de pagos de incentivos en los programas basados en incentivos. Las Empresas distribuidoras podrían beneficiarse mediante la recopilación de recursos de respuesta de la demanda a la oferta por los servicios auxiliares donde existan mercados eléctricos [14].

Más importante aún, debido a la participación activa en el equilibrio de la potencia, RD puede contribuir para mejorar la fiabilidad y la estabilidad de todo el sistema eléctrico. Además, permite reducir o aplazar la construcción o ejecución de nueva infraestructura de distribución y transmisión [4].

Los perfiles de carga juegan un papel vital en el diseño de programas de respuesta a la demanda rentables, al proporcionar la información necesaria sobre los clientes individuales, tales como sus patrones de consumo

eléctrico. Los cambios en el consumo eléctrico se diseñan para ser aplicados en períodos críticos de máxima demanda o cuando las reservas del sistema eléctrico son escasas. La implementación de RD es un enfoque para satisfacer la necesidad de flexibilidad de un sistema eléctrico. De hecho, la importancia de la RD ha sido reconocida y en varios países se ha implementado para mejorar la obtención de mercados de electricidad confiables y eficientes [1]. RD puede reducir la carga en las horas pico de demanda, lo que en algunos casos podría reducir la subutilización de los generadores con costos marginales elevados [16]–[18]. El beneficio que la RD ofrece a los clientes finales se enfoca en la reducción de sus gastos de electricidad, desplazando el consumo a horas donde los precios son más bajos. Además de la participación en los mercados eléctricos, los avances en las tecnologías de control y medición (AMI) y la comunicación, ofrecen la posibilidad a la RD de participar como una fuente de reserva de potencia y proporcionar reservas de contingencia durante condiciones de emergencia del sistema [11], [19]. La flexibilidad de programación adicional introducida por la RD facilita la operación del sistema eléctrico, reduce la congestión de las líneas de transmisión, puede estabilizar las fluctuaciones de precios y podría conducir a un aumento significativo de los beneficios globales del sistema. En este contexto, se hace necesario que las Empresas Operadoras gestionen de manera adecuada los datos detallados de consumo de energía eléctrica del cliente final, obtenido por AMI, para conseguir una mejor comprensión de los comportamientos de los consumidores. Estas empresas son llamadas Entidades de prestación de Servicios de Carga “LSE” (Load Serving Entities) [4], [16], o a su vez empresas Distribuidoras del

servicio eléctrico. Comúnmente, los clientes están clasificados como residenciales, comerciales e industriales. Sin embargo, a menudo, los consumidores del mismo tipo tienen completamente diferentes patrones de consumo eléctrico. Para abordar este problema se deben generar perfiles de carga para obtener patrones de consumo de electricidad de un cliente durante un período determinado. Esto ayudará a las empresas Distribuidoras y a los clientes eléctricos a mejorar la comprensión de los patrones de consumo eléctrico para una gestión personalizada y la activación de la interacción entre el distribuidor y los clientes eléctricos.

2.1 Mecanismos de Respuesta de la Demanda

En RD se pueden definir dos categorías: los programas basados en precios y programas basados en incentivos:

1) Programas basados en el precio: los clientes ajustan su consumo de electricidad en respuesta al precio establecido según las políticas gubernamentales (Figura 2). Este programa se refiere a los cambios en el uso de la energía de los clientes, en respuesta a cambios en los precios que pagan. Si las diferencias de precios entre horas o períodos de tiempo son significativas, los clientes responden a la estructura de precios con cambios significativos en el uso de energía [5], [13], [20]–[22].

Con Medidores Inteligentes, los perfiles de carga de los usuarios serían desarrollados, permitiendo diseñar al operador de red precios con variación en el tiempo, con el fin de maximizar el beneficio y promover la respuesta de la demanda, aplicando altas tarifas en las horas pico y tarifas más bajas en las horas de menor consumo, aplanando la curva de demanda. Este tipo de programa incluye:

- Tiempo de uso (TOU), que reflejan a los clientes las

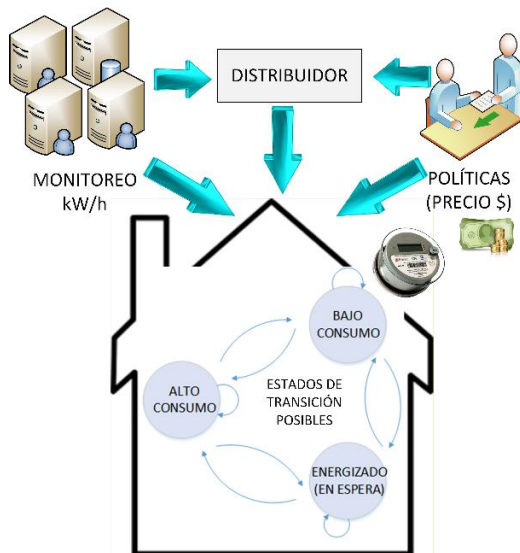


Figura 2. Respuesta de la Demanda basado en el precio.

variaciones diarias y estacionales de los costos de electricidad ya sea durante horas pico o no. Se fijan con antelación y suelen reflejar el precio medio de suministro de electricidad en ciertas temporadas [15], [21].

- Critical Peak Pricing (CPP), las tarifas son esencialmente similares a las tarifas de TOU con la adición de un precio máximo crítico fijado en un día base donde existe mayor demanda [15], [21].
- Precios en tiempo real (RTP) ofrece precios por hora a los clientes. Se puede variar continuamente durante un día [15], [21].

Sin Medidores Inteligentes, sólo se proporciona el consumo total de electricidad de un día, mes o incluso más tiempo al operador de red para la aplicación de tarifas.

2) Programas basados en el incentivo: se refiere a los programas en los que los clientes responden a un evento de emergencia (por ejemplo, cuando el sistema se encuentra en peligro por exceso de carga o durante el período donde se eleva el precio del KW/h) y

con ello poder solventar cualquier contingencia que se presente [13], [22], [23]–[26] (Figura 3). Este tipo de programas de DR incluyen:

- Control de carga directa, se basan en la confiabilidad y se pueden implementar en cuestión de minutos, ya que el operador de red o del sistema puede apagar directamente los equipos eléctricos de un cliente en un corto plazo, sin esperar una respuesta inducida por el cliente, a cambio del pago de incentivos o de un crédito en su factura [15], [26].
- El servicio interrumpible / restringible (I/C), ofrecen una tasa de descuento o un crédito en la factura eléctrica por haber accedido a reducir la carga durante las contingencias del sistema [15], [26].
- Reducciones de la carga por programas de licitación o de recompra de la demanda, se programan típicamente el mismo día y el pago de incentivos son valorados y coordinados con los mercados energéticos con días de antelación [14], [15], [25], [26].
- Programas de respuesta de la demanda de emergencia, aportan confiabilidad al sistema y proporcionan el pago de incentivos a los clientes para reducir sus cargas durante los eventos, pero la restricción es voluntaria [14], [15], [25].
- Programas de capacidad de mercado, implican pre-compromisos de reducción de carga especificados previamente; el operador del sistema tiene la opción de llamar cuando surgen contingencias del sistema. La llamada puede ejercerse con dos o menos horas de aviso, dependiendo del

diseño específico del programa [3], [14], [15], [26].

- Programas de mercado y de servicios auxiliares, también involucran las ofertas de compromiso de reducción de carga del cliente previamente elaboradas. Los clientes cuyas ofertas de reserva operacional de mercado son aceptadas deben entonces mantenerse en modo *en espera* (Figura 3), para proporcionar reducciones de carga [3], [14], [15], [26].

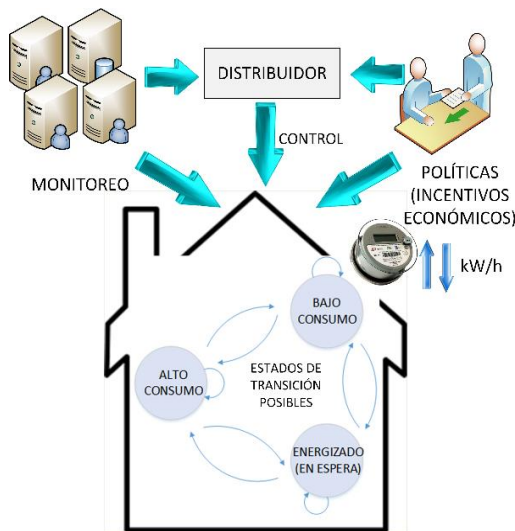


Figura 3. Respuesta de la Demanda basado en el incentivo.

Los clientes que participan en programas de RD basados en incentivos podrían o bien recibir tarifas minoristas con descuentos en la factura o pagos de incentivos por separado, debido a los valores de carga medidos o por reducciones de carga pre-acordado con el distribuidor.

En redes inteligentes se pueden establecer acuerdos contractuales donde se especifica un método para establecer la línea de base de carga del cliente (CBL) para medir la reducción de la demanda [9].

En caso de que los clientes no respondan o cumplan con estos

compromisos contractuales cuando se declaran eventos de RD, pueden ser sometidos a sanciones económicas según las políticas establecidas.

3. Elasticidad de la demanda y su enfoque para determinar la RD en función de una señal de precio

La RD de los clientes es modelada en el sistema de potencia por la elasticidad de la demanda. La elasticidad es el cambio del cliente en el uso de electricidad, en respuesta a un cambio en el precio de la misma, que se expresa en la ecuación (1) [13], [14]:

$$E = \frac{\partial D/D_o}{\partial P/P_o} \quad (1)$$

Donde:

E es el coeficiente de elasticidad de la demanda que indica el nivel de RD debido al cambio en el precio.

∂D es la energía consumida [kWh]

∂P es el precio de la energía eléctrica [\$/kWh]

D_o es consumo inicial de energía en [kWh] y P_o es el precio inicial [\$/kWh].

Si el precio de la electricidad varía en diferentes períodos o hay un incentivo para la reducción de la demanda en un período especial de tiempo (temporada alta), las reacciones de la respuesta de la carga son las siguientes:

- Una parte de la demanda de la carga (por ejemplo, la demanda de iluminación) tiene un solo período de sensibilidad, ya que no se puede transferir a otros períodos, y sólo puede estar o "encendido" o "apagado" en el mismo período. Esta parte de la demanda se llama período único de carga elástica [21], [22]. Esta elasticidad de la demanda que no tiene ninguna sensibilidad a los precios de la electricidad en otros períodos se llama "auto-

elasticidad" (self-elasticity) y tiene un valor negativo.

- La otra parte de la demanda de la respuesta de la carga, tiene multi-período de sensibilidad, ya que puede ser transferido de un período a otros períodos, por ejemplo, la producción de una fábrica, etc. Esta parte de la demanda se denomina carga elástica multi-período. La elasticidad de esta parte de la demanda, que tiene la sensibilidad a los precios de la electricidad en diferentes períodos, se denomina "elasticidad cruzada" (cross-elasticity) y su valor es positivo [21], [22].

Matemáticamente, self-elasticity y cross elasticity [13], [24], se representan en (2) y (3) respectivamente:

$$E_{ii} = \frac{\partial D_i/D_i}{\partial P_i/P_i} \leq 0 \quad (2)$$

$$E_{ij} = \frac{\partial D_i/D_i}{\partial P_j/P_j} \geq 0 \quad (3)$$

Donde i y j son los índices de períodos de tiempo, E_{ii} es el coeficiente de auto-elasticidad y E_{ij} es el coeficiente de elasticidad cruzada.

4. Modelos Markovianos

Un modelo Markoviano en general, consiste en una lista de los posibles estados de un sistema dado, los posibles caminos de transición entre esos estados, y los parámetros de velocidad de las transiciones [15], [27]–[30].

Para desarrollar perfiles de demanda de forma heurística y en base a probabilidades de uso de electricidad, se puede utilizar la técnica de Cadenas de Markov. Una cadena de Markov es una colección de variables aleatorias con la propiedad de que, dado el presente, el futuro es condicionalmente independiente del pasado [31]–[34].

Esto significa que la cadena de Markov de variables aleatorias X_n , que van cambiando con el paso del tiempo, están asociadas con valores discretos $\alpha_1, \dots, \alpha_N$ los mismos que se representan en (4):

$$\begin{aligned} p_{ij} &= P(X_n = \alpha_{in} | X_{n-1} \\ &= \alpha_{in-1}, \dots, X_1 = \alpha_{i1}) \\ &= P(X_n = \alpha_{in} | X_{n-1} \\ &= \alpha_{in-1}) \end{aligned} \quad (4)$$

Este modelado se basa en el desarrollo de una matriz de probabilidad de transición en la que, la transición de un estado discreto α_N a otro, se representa en términos de su probabilidad (Figura 4).

Un modelo de cadena de Markov de primer orden tiene en cuenta el estado actual y el estado anterior para estimar la probabilidad de ir al estado posterior. Un modelo de cadena de Markov de segundo orden considera los dos estados precedentes y los compara con el estado actual para determinar el siguiente estado. La técnica de la cadena de Markov es adecuada para sistemas de modelado en el que el estado actual de una secuencia está altamente correlacionado con el estado inmediatamente anterior y donde existe un gran tamaño de muestra de datos [27]–[30], [35].

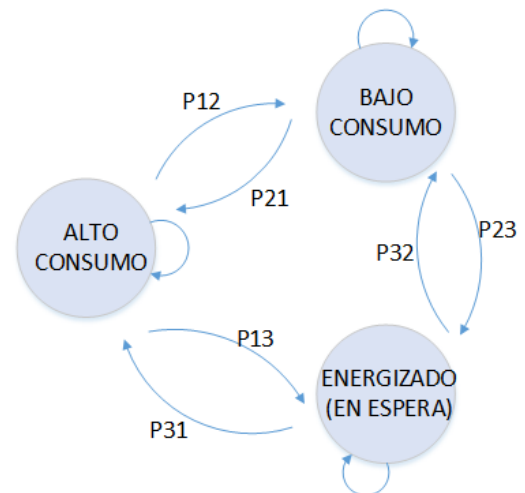


Figura 4. Representación de un modelo de Markov de tres estados con la transición de un estado discreto a otro.

En este trabajo se considera un modelo de Markov con tres estados de transición posibles, tomando en cuenta variables aleatorias con sus respectivas probabilidades de ocurrencia.

5. Implementación del modelo de DR basado en Modelos Markovianos

Para la modelación realizada en este ejemplo se consideraron tres estados recurrentes posibles: alto consumo (E1), bajo consumo (E2) y energizado (en espera) (E3). Se tomó en para este ejemplo un usuario industrial (Hospital) y por heurística se supuso que este cliente inicia en el estado E1 y a partir de este irá transitando hacia los otros estados. En esta distribución de probabilidad cada uno de los estados E1, E2 y E3 son mutuamente excluyentes.

Las transiciones entre estados se desarrollan en períodos discretos de tiempo, esto dependerá del tipo de plan que el usuario elija, ya sea basado en el precio o en el incentivo. Estas probabilidades de transición satisfacen la condición:

$$p_{ij} \geq 0, \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1 \quad (6)$$

Por lo que, en esta matriz, cada fila se convierte en una distribución de probabilidad.

Los valores de i, j pueden ser 1, 2, ... y se combinan formando una matriz de transición de tamaño $m \times m$, en este caso de 3×3 ya que existen tres estados posibles. Para el estado inicial de consumo durante las horas pico de demanda, se consideran las siguientes probabilidades:

$$P_{E1} = 0.6$$

$$P_{E2} = 0.3$$

$$P_{E3} = 0.1$$

Para ello se considera que el precio del kWh en horas pico se da de la siguiente manera:

$$CtE = Ce + \Delta M \quad (7)$$

Donde:

CtE es el costo total de la energía.

Ce es el costo esperado en tiempo real.

ΔM es la sanción establecida por políticas.

La matriz de transición que se detalla en la Tabla 1. Los valores de esta tabla se obtienen heurísticamente para considerar las probabilidades de transición entre estados.

5.1 Formulación del problema

El consumo total de energía de un usuario, ya sea industrial, comercial o residencial se obtiene sumando los consumos de energía de todos los aparatos eléctricos, ya sean aparatos de un solo período o multi-período de trabajo. El consumo de energía de un usuario durante un período determinado de tiempo se establece en (8):

$$E_d = P_d * (t_p - t_o) \quad (8)$$

Donde E_d es el consumo de energía del total de la carga del usuario, P_d es el consumo de potencia, t_p es el tiempo presente y t_o es el tiempo desde que la carga está operativa.

Dado que la medición de energía se lo realizó con intervalos de diez minutos, se obtuvo las mediciones de demanda real del usuario y obteniendo la curva de demanda inicial por un período de 24 horas, sin la aplicación de un programa de RD (Figura 5).

Tabla 1. Matriz de transición de estados.

	E1	E2	E3
E1	0.38	0.5	0.12
E2	0.3	0.6	0.1
E3	0.2	0.5	0.3

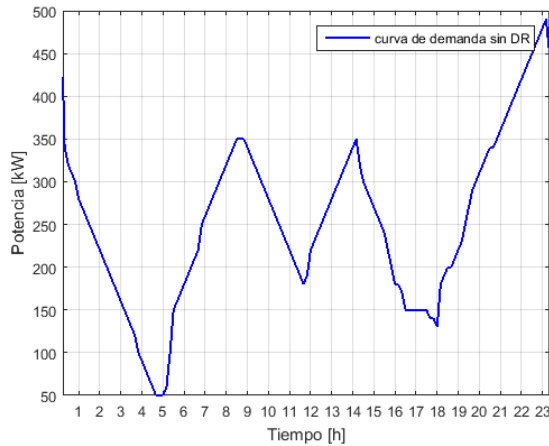


Figura 5. Curva de demanda inicial sin DR.

La función objetivo a minimizar es la siguiente:

$$\text{Min} \sum_{t=0}^{t=24} (t * E_M * P_r) \quad (9)$$

Donde:

t es el tiempo de muestreo

E_M corresponde a cada uno de los estados de la matriz de transición de la tabla 1.

P_r es la demanda real del usuario obtenida de mediciones realizadas.

Obtenida la función objetivo, se realiza la obtención de las curvas de RD basadas en el precio y en el incentivo, considerando el tiempo de máxima y mínima demanda, así como el precio de la energía eléctrica y el incentivo establecido.

5.2 Modelado de RD basado en el precio mediante Modelos Markovianos

La respuesta del usuario en RD basada en el precio se ajusta a los costos de la energía establecidos para horas pico y de baja demanda. En este ejemplo se establece que los intervalos de horas pico van de 6:00 a 11:00, de 14:00 a 16:00 y de 18:00 a 23:00. Durante estos intervalos el cliente no deberá exceder el consumo máximo o ingresará a un

sistema tarifario con elevación de precio.

La curva de demanda resultante, luego de la optimización, se refleja en la figura 6. En ésta se reduce el consumo de potencia a un consumo menor. El cliente se ajusta al consumo máximo establecido para que las tarifas no sean demasiado elevadas, mediante el no encendido de equipos innecesarios o usando equipos de bajo consumo energético, interviniendo planes de ahorro de energía y de responsabilidad ambiental. El algoritmo basado en métodos markovianos automáticamente cambia entre estados transitorios, diferenciando los picos y valles (Figura 7).

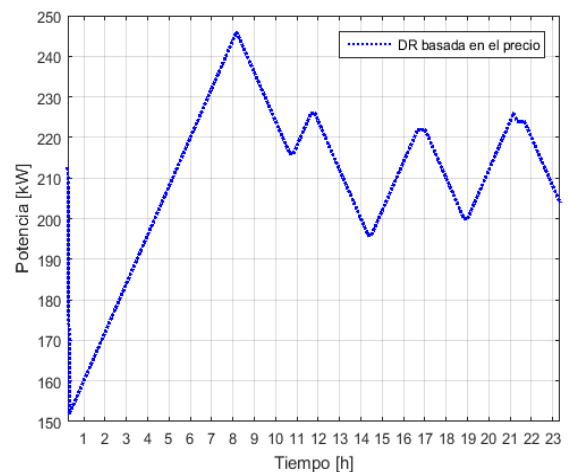


Figura 6. Curva de Demanda, con RD basado en el precio

5.3 Modelado de DR basada en el incentivo mediante Modelos Markovianos

Cuando se aplica la programación de RD basado en el incentivo, de igual manera se consideran las horas pico y valle, siendo el cliente quien decide optar por la reducción de su consumo, considerando el beneficio a obtener. La curva de demanda resultante, luego de la optimización, se refleja en la figura 8. Según el incentivo establecido el cliente desplazará su consumo a horas de baja demanda y así podría lograr una disminución tarifaria (Figura 9).

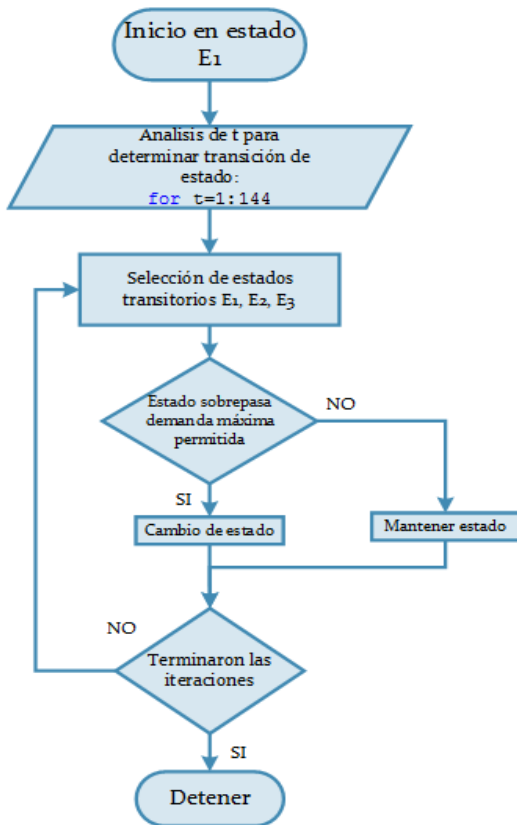


Figura 7. Diagrama de flujo que representa el modelo de RD basado en el precio

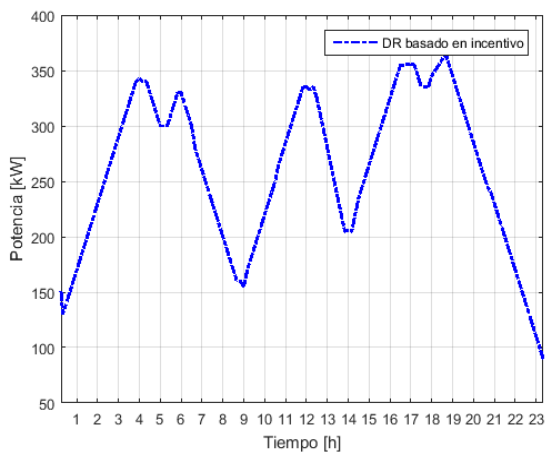


Figura 7. Curva de demanda, con RD basado en el incentivo

6. Resultados y Discusión

La comparación de la curva de demanda inicial con las curvas de RD basado en el incentivo y en el precio se puede ver en la figura 10.

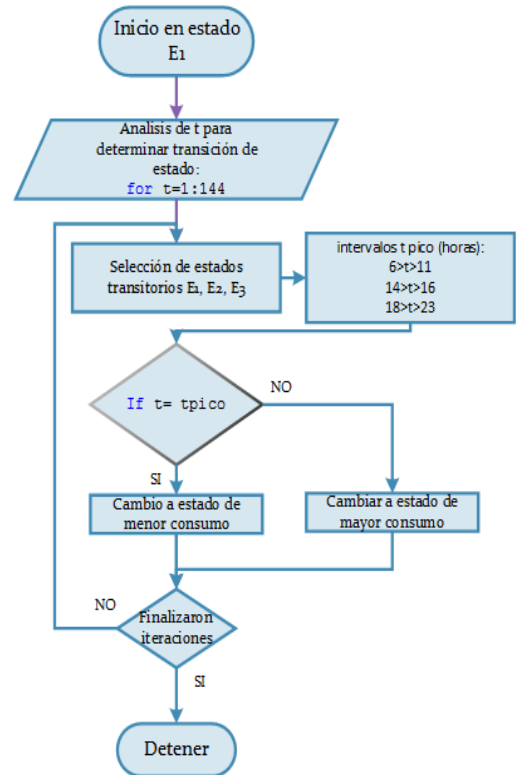


Figura 9. Diagrama de flujo que representa la RD basado en el incentivo.

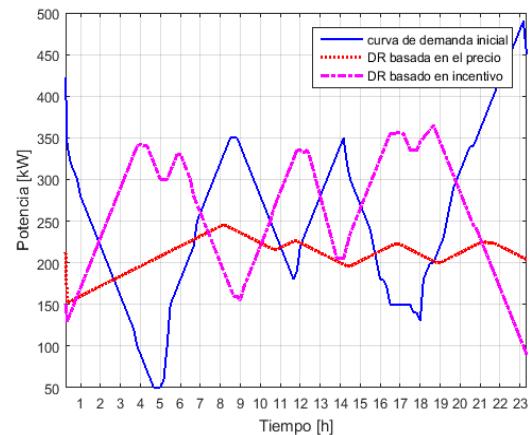


Figura 8. Comparación de curva inicial con RD basado en el Precio y en el Incentivo

La simulación determinó que cuando la RD se basa en el precio, la curva de demanda se reduce y se obtiene una curva más plana. Esto en términos reales se podría traducir en una disminución del consumo, ya que el usuario podría adaptarse al costo de la energía fijada por el distribuidor. En este caso el usuario industrial sería quién determina cuánto va a ser el

ahorro diario según el uso de aparatos eléctricos para disminuir la demanda en horas pico. En horas de baja demanda, aunque el precio tiende a disminuir, el usuario podría mantener la línea de bajo consumo para obtener un mayor beneficio.

Cuando la RD se basa en el incentivo, la curva de demanda se modifica, de manera que los picos de demanda se trasladan a los valles (horas de menor demanda), reduciendo la curva de demanda y de igual manera tendiendo a una curva más plana que la curva de demanda inicial. La curva de demanda inicial se invierte, ya que el programa traslada gran parte de la demanda para horas valle. Esto en un usuario real podría permitirle obtener un beneficio en su planilla eléctrica. El programa de RD presentado en este documento se basa en la participación voluntaria del cliente, aunque hay muchas alternativas diferentes, como control directo de carga u otros tipos de programas analizados en la sección 2.1.

7. Conclusiones

En este trabajo se describe un algoritmo basado en modelos markovianos que permite visualizar de qué manera podría beneficiarse un usuario industrial de un Sistema Eléctrico al aplicarse un programa de RD que gestione la demanda eléctrica. Este determina un notable cambio en los patrones de carga debido a los programas de RD, cambiando los estados de transición de la carga de un estado de consumo a otro, lo que puede ser considerado para una mejor gestión de la demanda y a su vez permitiría mejorar el equilibrio del sistema eléctrico. La estrategia propuesta en este ejemplo se basa en un enfoque heurístico, donde los resultados obtenidos muestran que se obtiene una disminución de la demanda pico, disminuyéndose la generación total de

potencia y dependiendo del caso permitiría a un usuario industrial reducir sus facturas de servicio. La principal contribución de este trabajo radica en la comparación de los datos de consumo según el modelo de respuesta de la demanda optado por el usuario, para desarrollar modelos de carga realistas y analizar los programas de RD para la gestión de energía en la industria. Esto se puede aplicar en mercados eléctricos centralizados o descentralizados, a manera de optimización. Es el Distribuidor de energía quién determina los programas a establecer y la manera en que serán realizadas las mediciones de potencia, dependiendo de ello el usuario decidirá que método elegir según su conveniencia y beneficio.

Referencias

- [1] M. Z. Degefa, A. Safdarian, M. Fotuhi-Firuzabad, and M. Lehtonen, "Distribution network reliability improvements in presence of demand response," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 8, no. 12, pp. 2027–2035, 2014.
- [2] L. Suganthi and A. A. Samuel, "Energy models for demand forecasting—A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 16, no. 2, pp. 1223–1240, 2012.
- [3] S. Ghosh, X. A. Sun, and X. Zhang, "Consumer profiling for demand response programs in smart grids," *2012 IEEE Innov. Smart Grid Technol. - Asia, ISGT Asia 2012*, pp. 1–6, 2012.
- [4] M. Alcázar-Ortega, C. Calpe, T. Theisen, and J. Rodríguez-García, "Certification prerequisites for activities related to the trading of demand response resources," *Energy*,

- vol. 93, pp. 705–715, 2015.
- [5] G. Gutiérrez-alcaraz, J. H. Tovar-hernández, and C. Lu, “Effects of demand response programs on distribution system operation,” vol. 74, pp. 230–237, 2016.
- [6] M. H. Albadi, S. Member, and S. Member, “Demand Response in Electricity Markets : An Overview,” pp. 1–5, 2007.
- [7] Q. Zhang and J. Li, “Demand Response in Electricity Markets : A Review,” 2006.
- [8] S. Gyamfi and S. Krumdieck, “Scenario analysis of residential demand response at network peak periods,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 93, pp. 32–38, 2012.
- [9] O. Erdinc, “Economic impacts of small-scale own generating and storage units, and electric vehicles under different demand response strategies for smart households,” *Appl. Energy*, vol. 126, pp. 142–150, 2014.
- [10] I. Richardson, M. Thomson, D. Infield, and C. Clifford, “Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model,” *Energy Build.*, vol. 42, no. 10, pp. 1878–1887, 2010.
- [11] K. Christakou, “A unified control strategy for active distribution networks via demand response and distributed energy storage systems,” *Sustain. Energy, Grids Networks*, no. xxxx, pp. 1–6, 2016.
- [12] Q. Wang, C. Zhang, Y. Ding, G. Xydis, J. Wang, and J. Østergaard, “Review of real-time electricity markets for integrating Distributed Energy Resources and Demand Response,” *Appl. Energy*, 2014.
- [13] M. Nikzad and B. Mozafari, “Reliability assessment of incentive- and priced-based demand response programs in restructured power systems,” *Int. J. Electr. POWER ENERGY Syst.*, vol. 56, pp. 83–96, 2014.
- [14] G. Gutiérrez-Alcaraz, J. H. Tovar-Hernández, and C.-N. Lu, “Effects of demand response programs on distribution system operation,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 74, pp. 230–237, 2016.
- [15] J. Torriti, “A review of time use models of residential electricity demand,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 37, pp. 265–272, 2014.
- [16] O. Erdinc, N. G. Paterakis, I. N. Pappi, A. G. Bakirtzis, and J. P. S. Catalão, “A new perspective for sizing of distributed generation and energy storage for smart households under demand response,” *Appl. Energy*, vol. 143, pp. 26–37, 2015.
- [17] C. Sandels and J. Wid, “Simulating Occupancy in Office Buildings with Non-Homogeneous Markov Chains for Demand Response Analysis,” pp. 1–5, 2015.
- [18] G. Liu and K. Tomsovic, “A full demand response model in co-optimized energy and reserve market,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 111, pp. 62–70, 2014.
- [19] P. Faria, S. Member, Z. Vale, S. Member, T. Soares, and H. Morais, “Energy and Reserve Provision Dispatch Considering Distributed Generation and Demand Response,” pp. 1–7, 2012.
- [20] D. Li, S. Member, S. K. Jayaweera, and S. Member, “Uncertainty Modeling and Price-Based Demand Response

- Scheme Design in Smart Grid,” pp. 1–12, 2014.
- [21] Z. Chen, S. Member, L. Wu, and Y. Fu, “Real-Time Price-Based Demand Response Management for Residential Appliances via Stochastic Optimization and Robust Optimization,” pp. 1–9, 2012.
- [22] M. Rahmani-andebili, “Modeling nonlinear incentive-based and price-based demand response programs and implementing on real power markets,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 132, pp. 115–124, 2016.
- [23] P. Khajavi, “The Role of Incentive Based Demand Response Programs in Smart Grid,” 2011.
- [24] C. Preet and S. Gill, “Incentive based demand response program : an effective way to tackle peaking electricity crisis,” 2012.
- [25] H. Zhong, S. Member, L. Xie, Q. Xia, and S. Member, “Coupon Incentive-based Demand Response (CIDR) in Smart Grid,” pp. 1–6, 2012.
- [26] H. Zhong, S. Member, L. Xie, Q. Xia, and S. Member, “Coupon Incentive-Based Demand Response : Theory and Case Study,” vol. 28, no. 2, pp. 1266–1276, 2013.
- [27] H. Meidani and R. Ghanem, “Multiscale Markov models with random transitions for energy demand management,” *Energy Build.*, vol. 61, pp. 267–274, 2013.
- [28] I. Maruta and Y. Takarada, “Modeling of Dynamics in Demand Response for Real-time Pricing,” *IEEE Int. Conf. Smart Grid Commun.*, pp. 812–817, 2014.
- [29] J. G. Dias and S. B. Ramos, “Dynamic clustering of energy markets: An extended hidden Markov approach,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, pp. 7722–7729, 2014.
- [30] M. Bicego, E. Pełkalska, D. M. J. Tax, and R. P. W. Duin, “Component-based discriminative classification for hidden Markov models,” *Pattern Recognit.*, vol. 42, no. 11, pp. 2637–2648, 2009.
- [31] K. Kobayashi and K. Hiraishi, “Algorithm for Optimal Real-time Pricing Based on Switched Markov Chain Models,” 2015.
- [32] J. Razmi, A. T. Moghadam, and F. Jolai, “An Evaluative Continuous Time Markov Chain Model for a Three Echelon Supply Chain with Stochastic Demand and Lead Time,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 3, pp. 248–253, 2015.
- [33] M. Marzband, F. Azarinejadian, M. Savaghebi, and J. M. Guerrero, “An Optimal Energy Management System for Islanded Microgrids Based on Multiperiod Artificial Bee Colony Combined With Markov Chain,” *IEEE Syst. J.*, pp. 1–11, 2015.
- [34] J. S. Gero and W. Peng, “Understanding behaviors of a constructive memory agent: A markov chain analysis,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 22, no. 8, pp. 610–621, 2009.
- [35] G. Martorell, G. Femenias, and F. Riera-Palou, “Non-saturated IEEE 802.11 networks. A hierarchical 3D Markov model,” *Comput. Networks*, vol. 80, pp. 27–50, 2015.