

Causal simulation for residential electricity consumption at Quito

Simulación causal para el consumo eléctrico residencial en Quito

J.C. Muela¹

L. F. Tipán¹

¹Universidad Politécnica Salesiana, Quito, Ecuador
E-mail: jmuelae@est.ups.edu.ec; ltipan@ups.edu.ec

Abstract

The dynamic model use causal diagrams pretends to identify all factors involved behavior from specific system. This paper introduces a dynamic model based on causal diagrams that look at recognize it behavior and household energy consumption. Methodology applied includes random variables that looking for reply stochastic behavior inside house over day, the intention to apply a causal model implies identify interaction and dependency existing between variables. That means conditional and immediately response, such as criteria reflects in binary variables use, that represents ON / OFF states such as Boolean states TRUE / FALSE. For simulation, is considered typically values from consumption in electrical devices for household average in Quito, use time and turn on probability under specifically conditions. Simulation is running at VENSIM specific software for dynamics models. Results shows that proposed methodology presents is 24.95 % error respect to real measurements.

Index terms— Simulation, household energy consumption, dynamic behavior, VENSIM.

Resumen

Un modelo dinámico basado en diagramas causales pretende identificar todos los factores involucrados en el comportamiento de un fenómeno específico. El presente artículo implementa un modelo dinámico basado en diagramas causales que busca identificar el comportamiento y respectivo consumo eléctrico residencial. La metodología aplicada involucra variables aleatorias que buscan replicar el comportamiento estocástico al interior de una vivienda durante el día, la intención de aplicar un modelo causal radica en la interacción y dependencia existente entre variables, es decir el condicionamiento que debe existir entre la ejecución de una actividad y su consecuente respuesta, tales criterios se ven reflejados en el uso de variables binarias, que simulan estados de encendido/apagado así como estados booleanos verdadero/ falso. Para la simulación, se consideran valores de consumo típicos en electrodomésticos para una residencia promedio en la ciudad de Quito, temporalidad de uso y su probabilidad de encendido bajo determinadas condiciones. La simulación se ejecuta en VENSIM, al tratarse de un software diseñado para trabajar con modelos dinámicos. Los resultados obtenidos establecen que la metodología propuesta presenta 24.95% de error con respecto a mediciones reales.

Palabras clave— Simulación, consumo eléctrico residencial, comportamiento dinámico, VENSIM.

Recibido: 28-04-2020, Aprobado tras revisión: 16-07-2020

Forma sugerida de citación: Tipán, L.; Muela, J. (2020). "Simulación causal para el consumo eléctrico residencial en Quito".

Revista Técnica "energía". No. 17, Issue I, Pp. 60-70

ISSN On-line: 2602-8492 - ISSN Impreso: 1390-5074

© 2020 Operador Nacional de Electricidad, CENACE



1. INTRODUCCIÓN

El consumo eléctrico es un fenómeno ampliamente estudiado en la ingeniería eléctrica. Su comportamiento es consecuencia de factores tales como: hábitos culturales, condiciones climáticas, festividades, ubicación geográfica etc.

Varios autores han planteado el estudio de este fenómeno combinando soluciones conceptuales basados en árboles de decisión [1][2] con extrapolación, descartando estimaciones alejadas a consumos anteriores. Los métodos matemáticos de regresión multivariable [3][4] y método MARS [5] determinan funciones matemáticas próximas a la curva de consumo. Una interpretación financiera [6][7] estima la demanda eléctrica a partir del beneficio obtenido por la venta de energía. La solución computacional en [8] aplica un algoritmo BP Neural Network, que compara sucesivamente el valor calculado por el algoritmo con los datos de entrada.

Normativas homologadas en [9][10] estiman el consumo eléctrico, basándose en tabulaciones. Una distribución de Weibull [11] indica la probabilidad de renovar equipos eléctricos cada cierto tiempo, la estimación se obtiene modificando históricos de consumo eléctrico en el tiempo.

Los modelos dinámicos [12][13], aplican tasas de cambio (densidad poblacional, consumo per cápita, costos de electricidad) por unidad de tiempo, para estimar el consumo eléctrico durante un determinado espacio temporal. La aplicación de series temporales [14] utilizan información base y algoritmos de cálculo para estimar el consumo eléctrico.

La investigación propone un método experimental que aplicando información base, diagramas causales y variables aleatorias simule el comportamiento de una residencia promedio y estimar su consumo eléctrico [34]. Tratándose de un modelo básico el margen de error es significativo, lo cual puede ser compensado en un posterior estudio.

2. ESTADÍSTICAS DEL CONSUMO ELÉCTRICO

El crecimiento económico y demográfico, de las ciudades obliga a las empresas eléctricas locales, a mantener suficiente potencia para consumo [26][28][30].

Proyectar la demanda eléctrica, permite mantener el funcionamiento de la industria eléctrica, posibilita identificar falencias y establecer operaciones necesarias para garantizar la disponibilidad del servicio eléctrico.

2.1. Crecimiento de la demanda

La demanda actual del país, según el PME (Plan Maestro de Electrificación) presenta un crecimiento anual promedio de 6.04 % [31].

Mientras tanto en la ciudad de Quito, la demanda eléctrica está constituida por un 84.5% de usuarios residenciales, 12.6 % usuarios comerciales y 1.5% usuarios industriales. Las estadísticas establecen un consumo residencial referencial de 297.36 kWh/Mes, lo que hace suponer un consumo anual de 3568.32 kWh/Anual, sus usuarios incrementan 4% al año mientras que su consumo eléctrico incrementa 4.93%. [32].

Mediciones obtenidas mediante un Smart Meter (AEOTEC Hem V+2, ZWAVE) , para una residencia típica de 87 m² ubicada en la zona norte de la ciudad con una ocupación de cuatro habitantes reflejan un consumo promedio mensual de 150 kWh y promedio anual de 1800 kWh mediciones, que permitirán contrarrestar las estimaciones del modelo.

2.2. Identificación del modelo residencial referencial

Trabajos previos realizados en la ciudad de Quito [14][33][34] difieren en seleccionar electrodomésticos y potencias de consumo característicos para una vivienda. Sin embargo, para el modelo se escoge los equipos eléctricos comunes en citados estudios.

Un hogar promedio en la ciudad de Quito tiene 5,25 personas [34]. Bajo esa referencia el modelo residencial experimental se define como: Una familia compuesta por un padre: (trabajador en relación de dependencia), madre (ama de casa) y dos hijos, el menor (escuela) y el mayor (colegio), tal como se detalla en la tabla 1.

Tabla 1: Descripción general de los habitantes

Miembro	Edad	Estatus
Papá	30-40	Trabajador en relación de dependencia
Mamá	30-40	Ama de casa
Hijo menor	5-12	Estudiante primaria
Hijo mayor	12-18	Estudiante secundaria

Tabla 2: Descripción general de la vivienda

Espacio	Descripción
Dormitorio 1	Habitación matrimonial
Dormitorio 2	Habitación compartida
Sala - Comedor	Espacio común
Cocina	Espacio común
Baño	Espacio común

Para el modelo, La tabla 2 describe los espacios internos para una vivienda en la ciudad de estudio [35], situada en una urbanización, con acceso a servicios básicos (luz, agua, teléfono, internet), compuesta por dos habitaciones D1 y D2, un cuarto de baño, una sala – comedor y una cocina.

Los elementos a detalle de cada área, horas de utilización y probabilidades de uso, etc. Son detallados en el modelo matemático.

3. EL CONSUMO ELÉCTRICO Y DIAGRAMAS CAUSALES

Estudiar el consumo eléctrico desde una perspectiva dinámica, permite identificar factores internos y externos vinculados al consumo de electricidad. [30]. Sin embargo, es necesario entender e interpretar adecuadamente cada tipo de variable y su aplicación en el diagrama causal.

3.1. Diagramas causales

Emplean enlaces en forma de flechas que reflejan dependencia entre variables, siendo la variable de llegada dependiente de la variable de salida.

Se identifica una relación positiva (+), cuando ambas variables son proporcionales entre sí y existe relación negativa (-), cuando ocurre proporcionalidad inversa entre ambas [17][36].

3.1.1 Tipos de variables

Estos diagramas diferencian tres tipos de variables definidas por su aplicación [17][28][30][36].

Auxiliares: Definen aquellos parámetros que modifican su valor a lo largo del tiempo, pudiendo ser variables técnicas: presión, caudal, etc. variables económicas: costo, tasa de interés, variables sociales: tasa de crecimiento, índices de consumo y variables ambientales: índices de contaminación, calidad de agua, etc. Son definidas según la necesidad del modelo.

Flujo: Su valor es función del valor que toman las variables auxiliares, su objetivo es regular el comportamiento del sistema.

Nivel: Acumular información proveniente de los flujos y partiendo de un estado inicial.

Matemáticamente se representa como la variación (evolución) de un evento “x” a lo largo del tiempo t [17] y [30].

$$\frac{dx}{dy} = \frac{\delta x}{\delta y} \quad (1)$$

$$\int_{t_0}^t dx = \int_{t_0}^t dt + x_0 \quad (2)$$

Donde x_0 representa un estado inicial del evento.

Todo el conjunto de variables representa un diagrama de Forrester.

4. MODELAMIENTO MATEMÁTICO

Matemáticamente, el cálculo de energía está definida por:

$$\text{Energía} = \text{Potencia Consumida} \times \text{Tiempo de uso} \quad (3)$$

Para un análisis temporal, la expresión se puede definir por:

$$dE = P(t) \cdot dt. \quad (4)$$

$$\int_{t_0}^t dE = \int_{t_0}^t P(t) \cdot dt + E_0 \quad (5)$$

En la expresión, E corresponde a la energía total consumida a lo largo del tiempo t , $P(t)$ representa al perfil de carga de una residencia en el tiempo t y E_0 es correspondiente a un consumo referencial (inicial).

Por otro lado, la demanda eléctrica equivalente para una empresa eléctrica será igual a la acumulación de consumos parciales.

$$D = C_{Ind} + C_{Comer} + C_{Res} \quad (6)$$

En la ecuación (6) C_{Ind} corresponde al consumo de clientes industriales, C_{Comer} representa el consumo de clientes comerciales, C_{Res} corresponde a los clientes residenciales.

$$C_{Ind} = cte \quad (7)$$

$$C_{Comer} = cte \quad (8)$$

Las expresiones (7) y (8) constituyen valores determinados por las empresas eléctrica locales. Sin embargo, el objetivo del estudio en proceso consiste en detallar una metodología de pronóstico, basada en el comportamiento horario que tienen los electrodomésticos durante el día [22], por tanto estas expresiones no serán tomadas en cuenta.

$$D = C_{Res} \quad (9)$$

En donde, el consumo eléctrico puede determinarse aplicando el método de los factores M y N [35]

$$C_{Res} = M_n \times N_n \times d_{res} \quad (10)$$

C_{Res} : Modelo dinámico dependiente del tiempo t .

M : Factor de diseño, dependiente del número de usuarios, cada uno con demanda.

N : Factor de diseño, dependiente del estrato del usuario en estudio

d_{Res} : Demanda residencial para un usuario tipo (Demanda Máxima Unitaria).

Aplicando la ecuación (5)

$$d_{res}(t) = \int_{t_0}^t p_{res}(t) \cdot dt + E_0 \quad (11)$$

Para poder modelar la residencia promedio, se aplica un modelo por zonas, esto significa que la vivienda se divide por zonas específicas.

Según la Fig. 1, Las zonas identificadas en el modelo corresponden: cuarto de baño, cocina, sala-comedor, dormitorio 1 (habitación de padres) y dormitorio 2 (habitación de hijos)

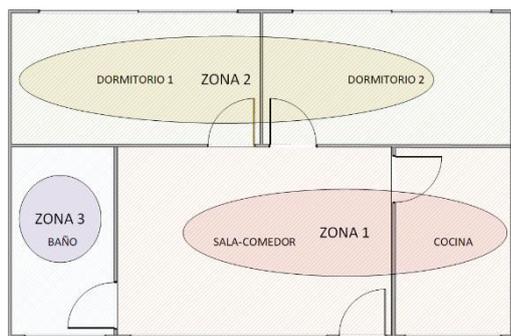


Figura 1: Distribución de vivienda casa por zonas

Las zonas han sido delimitadas por colores, la tabla 3 se detalla la respectiva agrupación de zonas.

Tabla 3: Descripción de cada zona

Zona	Descripción
1	Cocina, Sala- Comedor
2	Dormitorios 1 y 2
3	Baño

La demanda residencial se obtiene a partir de los consumos parciales de cada zona de la vivienda

$$p_{res}(t_h) = p_{zona1}(t_h) + p_{zona2}(t_h) + p_{zona3}(t_h) \quad (12)$$

t_h corresponde al conjunto de 24 horas por día.

$$t_h = \{t | t \in N; 0 < t < 24\} \quad (13)$$

La Tabla 4 define valores de potencia referenciales para electrodomésticos comunes de una vivienda localizada en el sector norte.

Tabla 4: Potencias nominales por cada electrodoméstico. Fuente [34]

Carga	P [Watts]
Luminarias 20 Watts x 6	120
TV	400
Decodificador	25
Microondas	800
Refrigerador	250-350
Ducha eléctrica	3000-6000
Licuadaora	375
Batidora	250
Equipo de Sonido	650
Radio Estéreo	150
Sandwichera	800
Batidora	250
Arrocera	500
Plancha	400
PC	500
Laptop	50-80
Módem	25
Base Teléfono	10
Cargador de Celular	10

4.1. Modelamiento por zonas

El modelo residencial, será definido por las siguientes características:

La zona comprende tanto cocina, sala y comedor.

$$p_{zona1}(t_h) = p_{sala-comedor}(t_h) + p_{cocina}(t_h) \quad (14)$$

$$p_{sala-comedor}(t_h) = \sum_i P_i \times Y_i(t_h) \times TU_i(t_h) \quad (15)$$

Siendo

$$i = \{TV, Equipo de Sonido, \dots, Decodificador, Wifi, PC, Luces, \dots, PC, Teléfono\}$$

P_i : Potencia de cada carga en la sala-comedor.

$Y_i(t_h)$: Variable binaria (encendido/ apagado) por cada carga en la sala-comedor.

$TU_i(t_h)$: Tiempo de uso por cada carga en la sala-comedor.

El comportamiento de la variable binaria obedece las condiciones.

$$Y_i = \begin{cases} 1, P(E_i(t_h)) > Cond_{i_h} \\ 0, P(E_i(t_h)) < Cond_{i_h} \end{cases} \quad (16)$$

Siendo

$P(E_i(t_h))$: Función de distribución normal de encender cada i electrodoméstico, en la sala – comedor, aplicando una distribución normal.

t_h : Escala temporal horaria [0-24]

$Cond_{i_h}$: Valores umbrales de probabilidad (sensibilidad de detección).

$$Cond_{i_h} = \begin{cases} U_{i_1}, 5 \leq t_h \leq 9 \\ U_{i_2}, 11 \leq t_h \leq 14 \\ U_{i_3}, 18 \leq t_h \leq 22 \end{cases}$$

U_{i_1}, U_{i_2} y U_{i_3} :, Probabilidades referenciales de encendido por cada i electrodoméstico, para el área sala-comedor [36].

La cocina es una parte de la vivienda con alto consumo eléctrico, por la presencia de cargas no desplazables como la refrigeradora.

$$d_{cocina}(t_j) = \sum_j P_j \times Y_j(t_h) \times TU_j(t_h) \quad (17)$$

Siendo

$$j = \{Microondas, Sanduchera, \dots, \\ Licuadora, Batidora, Luces, \dots, \\ Arrocera\}$$

P_j : Potencia de cada carga en la cocina.

$Y_j(t_h)$: Variable de binaria (encendido/ apagado) por cada carga en la cocina.

$TU_j(t_h)$: Tiempo de uso por cada carga en la cocina

$$Y_j = \begin{cases} 1, P(E_j(t_h,d)) > Cond_{j_h} \\ 0, P(E_j(t_h,d)) < Cond_{j_h} \end{cases} \quad (18)$$

Siendo:

$P(E_i(t_h))$: Función de distribución normal de

probabilidad de encender cada j electrodoméstico de la cocina.

t_h : Escala temporal horaria [0-24]

$Cond_{j_h}$:: Valores umbrales de probabilidad (sensibilidad de detección).

$$Cond_{j_h} = \begin{cases} U_{j_1}, 5 \leq t_h \leq 9 \\ U_{j_2}, 11 \leq t_h \leq 14 \\ U_{j_3}, 18 \leq t_h \leq 22 \end{cases}$$

U_{j_1}, U_{j_2} y U_{j_3} :, Probabilidades referenciales de encendido por cada j electrodoméstico, para el área sala-comedor [36].

5. ALGORITMO SIMPLIFICADO EN PSEUDOCODIGO

En el algoritmo q , representa cada electrodoméstico de la vivienda en estudio.

Inicio

Hallar pdf_q
Definir E₀, U_{1q}, U_{2q}, U_{3q}
Inicializar d_{res}, bin_q, PC_q(t)
t_f → t_{simulado}
Mientras t < t_f
 Mientras t < 24
 prob_q → rand normal(μ_q, σ_q)
 Si t₅ < t < t₉
 Si prob_q > U_{1q}
 bin_q → 1
 No
 bin_q → 0
 Fin Si
 Fin Si
 Si t₁₁ < t < t₁₄
 Si prob_q > U_{2q}
 bin_q → 1
 No
 bin_q → 0
 Fin Si
 Fin Si
 Si t₁₈ < t < t₂₂
 Si prob_q > U_{3q}
 bin_q → 1
 No
 bin_q → 0
 Fin Si
 Fin Si
 Esperar
 PC_i(t) → PC_i(t) + p_i(t)
 Repetir
Repetir

$$E \rightarrow |PC_i(t_f) - PC_i(t_0)| \cdot \Delta t + E_o$$

$$d_{res} \rightarrow E$$

Fin

6. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO

VENSIM utiliza los diagramas causales de cada variable auxiliar en conjunto con diagramas Forrester (válvulas de flujo) Fig. 2, para ejecutar cálculos sobre variables de nivel.

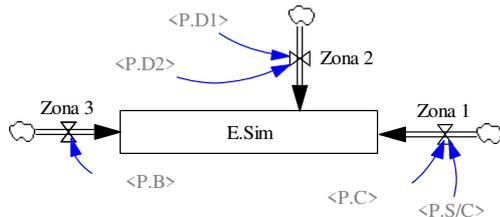


Figura 2: Diagrama Forrester de consumo eléctrico

La implementación del esquema requiere sintetizar la nomenclatura sobre las variables involucradas. La Tabla 5, describe cada variable a utilizar.

Tabla 5: Descripción de variables

Variable	Descripción
E. Sim	Demanda Total
D.B	Demanda baño
D.C	Demanda cocina
D.S/C	Demanda sala-comedor
D.D1	Demanda D1
D.D2	Demanda D2
P. B	Perfil baño
P.C	Perfil cocina
P.S/C	Perfil sala-comedor
P. D1	Perfil D1
P. D2	Perfil D2
I.D 1/0	ON/OFF Ducha
I.TV 1/0	ON/OFF TV
I.PC 1/0	ON/OFF PC
D [VA]	Aleatorio Ducha
TV [VA]	Aleatorio Microondas
PC [VA]	Aleatorio TV
B.C 1/0	SI/NO Cocción
B.H 1/0	SI/NO Ocupación
P(Cocción)	Aleatorio Cocción
P(Ocupación)	Aleatorio Ocupación

6.1. Esquema de eventos

El encendido/apagado de cada artefacto está condicionado por la ocurrencia de un evento anterior según sea el caso.

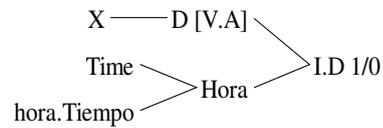


Figura 3: Encendido y apagado de una ducha

En la Fig. 3, la variable I.D 1/0, simula el accionamiento de la ducha eléctrica, que está condicionada por una variable aleatoria X, una distribución normal e intervalos de tiempo sobre los cuales puede producirse la puesta en funcionamiento de la ducha eléctrica.



Figura 4: Encendido y apagado de un microondas

En la Fig. 4, la variable B.M.1/0 es una variable binaria de validación, en donde se definen una o más condiciones complementarias previas al accionamiento de la variable I.M 1/0, que análogamente a la variable I.D 1/0 enciende y apaga al artefacto.

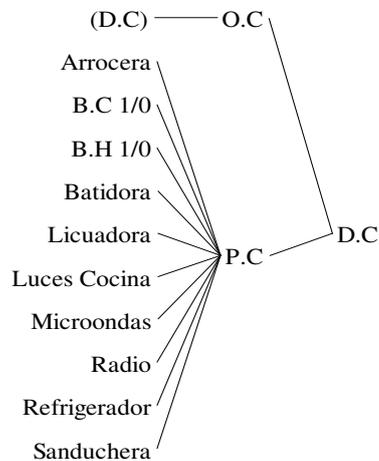


Figura 5: Consumo eléctrico en el cuarto de cocina

Las variables de consumo eléctrico D.C (variables de nivel) son dependientes de una condición inicial (D.C), en la Fig. 5, las variables de flujo P.C, regulan la cantidad de consumo eléctrico según el uso de cada artefacto eléctrico asociado a las actividades de cocción.

Habiendo segmentado la residencia por zonas, el esquema en la Fig. 6, representa los respectivos componentes que manipulan los perfiles de carga para P.S/C y P.C respectivamente. Según el esquema, B.E

1/0 y B.H 1/0 actúan como condicionales (verdadero/falso) que evalúan la firme intención por parte de los habitantes en hacer uso de los electrodomésticos para suplir una necesidad entrenamiento/preparar alimentos y generar consumo.

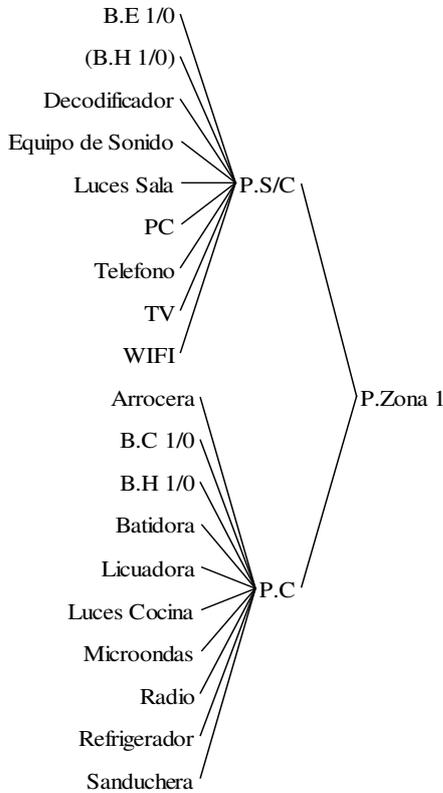


Figura 6: Modelo causal para zona 1

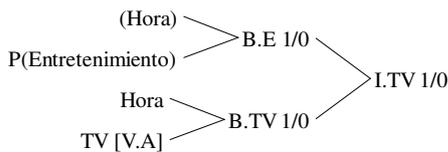


Figura 7. Encendido y apagado de TV

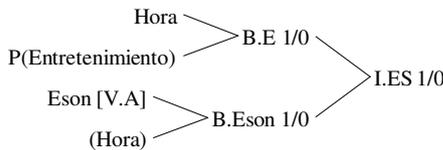


Figura 8: Encendido y apagado de un ES

Por tanto, las variables I.TV.1/0 como I.ES 1/0, serán dependientes de la previa aparición de esta condición (verdadero/falso). Condición que a su vez dependerá de intervalos de tiempo donde puede

suscitarse, así como una aleatoriedad derivada de su propia distribución normal, que genere el apareamiento de este evento, tal cual se detalla en la Fig. 8.

Visualizar las estimaciones y mediciones obtenidas previamente, se consiguen aplicando un diagrama causal programado para almacenar los datos según la escala temporal deseada. La Fig.9 presenta un esquema que permite la visualización para resultados estimados.

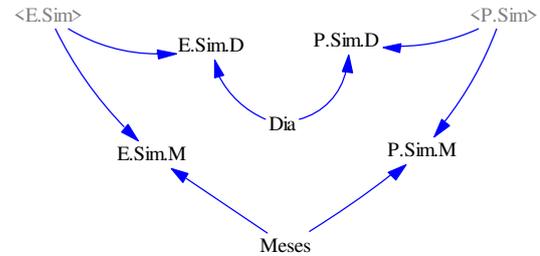


Figura 9: Segmentación temporal de resultados

6.2. Curvas de probabilidad y eventos

Las distribuciones de probabilidad reflejan el comportamiento de un electrodoméstico durante el día. La aleatoriedad en el encendido/apagado se consigue combinando una distribución normal de parámetros (μ, σ) a la curva de probabilidad de cada artefacto.

Es decir, la ocurrencia del evento dependerá de la condicionalidad existente entre la probabilidad de encender un electrodoméstico bajo la probabilidad de ejecutar determinada actividad que requiera emplear dicho aparato eléctrico.

6.2.1 Comportamiento estocástico por electrodomésticos

Los artefactos eléctricos presentan dinámicas propias que difieren entre sí durante el día. Analizar su probabilidad de encendido (ocurrencia del evento) es crucial para definir un modelo matemático, que simule su comportamiento.

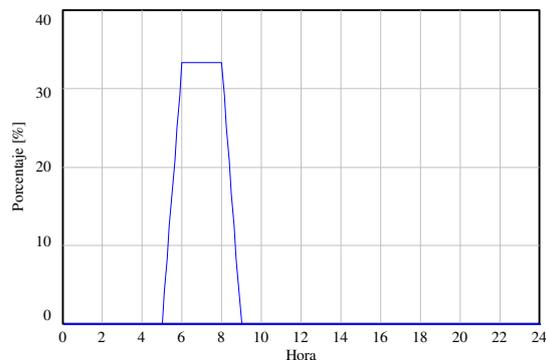


Figura 10: Curva de Distribución - Ducha

En la Fig.10, el comportamiento de la ducha eléctrica indica una alta probabilidad entre 30% y 40%

que su puesta en funcionamiento ocurra durante las primeras horas del día (5 am – 8 am).

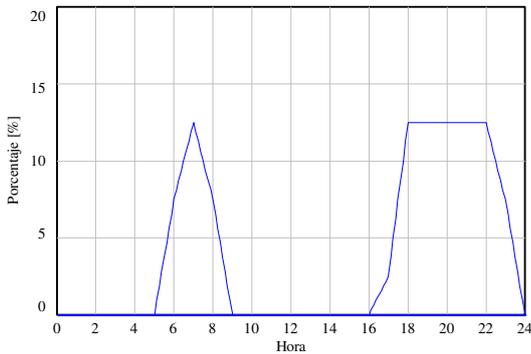


Figura 11: Curva de Distribución para TV

un dispositivo de uso frecuente, en su curva de comportamiento Fig. 11. Se distinguen dos intervalos de tiempo entre 5 am - 10 am y 16 pm - 23 pm con alta probabilidad de encendido.

6.2.2 Comportamiento estocástico por actividades

Según, información suministrada en [36], el actividades vinculadas al comportamiento humano son representables mediante distribuciones de probabilidad.

Figura 12: Curva de Distribución para iluminación

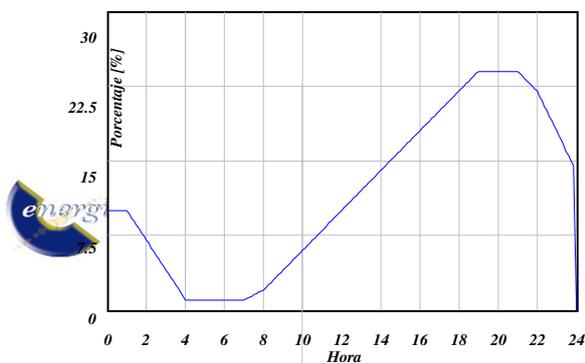
La Fig. 12, refleja el comportamiento diario asociado al uso de luminarias. La gráfica, establece que las horas con mayor probabilidad de uso corresponden al intervalo entre 15 pm hasta 22 pm.

En la Fig. 13 se refleja el comportamiento que tienen los habitantes en una vivienda, para el uso de dispositivos relacionados al entretenimiento (TV, Equipo de Sonido o Laptop). La gráfica indica que el uso de estos dispositivos es paulatino alcanzando una alta concentración de aparatos eléctrico funcionando durante las 19 pm hasta 22 pm en forma simultánea.

Figura 13: Curva de Distribución para Entretenimiento

7. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Habiendo aplicado un modelo por zonas, resulta de especial interés estudiar el consumo eléctrico por cada



zona de la vivienda.

Evaluar los resultados simulados será posible gracias a mediciones suministradas mediante un Smart Meter (AEOTEC Hem V+2, ZWAVE).

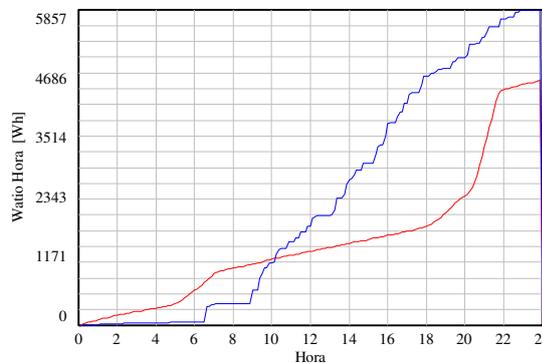
7.1. Consumo eléctrico diario

Observando el consumo diario, la estimación obtenida corresponde a 5.86 kWh mientras que el consumo eléctrico obtenido mediante el Smart Meter es cercano 4.69 kWh, a 4.69

Figura 14: Consumo diario acumulado simulado y medido

En la Fig. 14, se puede apreciar una diferencia de 1.17 kWh entre la estimación y la medición obtenida.

7.2. Consumo eléctrico anual



En la imagen presentada en la Fig. 15, se refleja

el consumo acumulado eléctrico durante todo año.

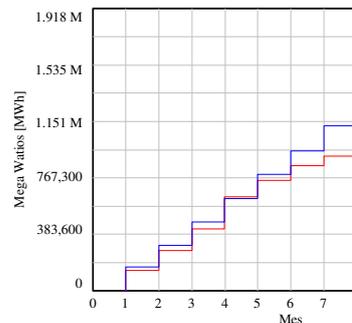
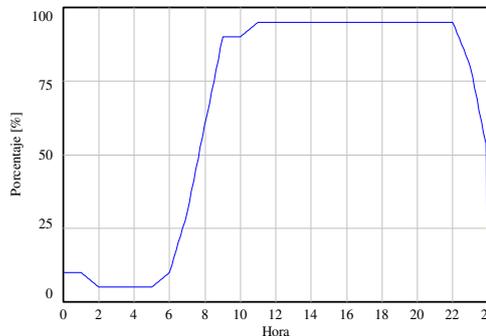


Figura 15: Consumo mensual acumulado estimado y medido

El consumo eléctrico estimado se acerca a 1.918 MWh, mientras que el consumo acumulado obtenido mediante el Smart Meter es próximo a 1.535 MWh.

Por lo tanto, existe una diferencia 0.383 MWh entre la estimación obtenida y la medición real, repitiéndose la situación del caso anterior. En la figura 16 se presenta un histórico de consumo, que indica que el consumo eléctrico simulado y medido difieren en comportamiento debido a la aleatoriedad implementada por el modelo. Lo que justifica la falta de homogeneidad

en los resultados.

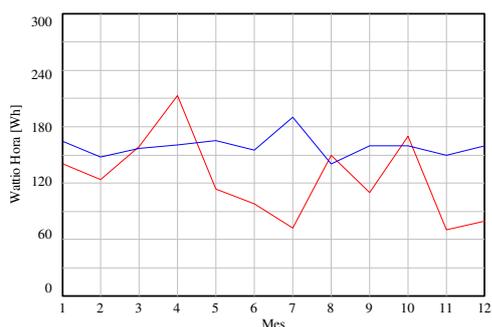


Figura 16: Comportamiento en consumo eléctrico simulado y medido

Comparando el consumo eléctrico real durante los meses de junio, julio y diciembre presentados en la Fig. 16 en contraposición con las estimaciones, existe un decaimiento en el consumo eléctrico. Según, información suministrada por habitantes de la residencia donde se encuentra instalado el Smart Meter los últimos meses no existió presencia alguna al interior, lo cual justifica el bajo consumo eléctrico en este periodo de tiempo.

Tabla 7. Simulación vs Smart Meter

	VENSIM	Smart Meter	Diferencia
D	5.86 k	4.69 k	1.17 k
A	1.918 M	1.535 M	0.383 M

Para sintetizar los resultados, la tabla 7 recopila las estimaciones obtenidas aplicando el modelo y las compara con las mediciones recopiladas por el Smart Meter. Evidenciando que existe un margen de error al aplicar el método propuesto.

La aplicación de estas estimaciones, bajo el supuesto de aceptar los resultados como válidos, permite aplicar la metodología de los factores M y N [35] y escalar el resultado hacia un hipotético de 10 viviendas (estrato C) de similares características, de modo que aplicando la ecuación (10). Donde partiendo de los factores $N_{estrato C} = 0.784$ y $M_{10} = 16.10$ [35] se obtiene.

Tabla 8. Escalamiento de resultados para n = 10

kWh	n=1	n=10
D	5.86	73.97
A	1918	24209.76

La tabla 8 presenta las estimaciones obtenidas al escalar el resultado hacia 10 viviendas aplicando el método de coeficientes.

8. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Aplicando un cálculo de errores sobre las estimaciones obtenidas y mediciones a través de un Smart Meter. Se identifica un margen de error próximo al 24.95 % tanto para el consumo diario y durante el año que supera al 10% esperado, justificando la naturaleza experimental del modelo.

Conociendo que el consumo eléctrico acumulado anual estimado de 1.918 MWh es mayor que los 1.535 MWh obtenidos por el Smart Meter pero a su vez es inferior al consumo anual de 3.568 MWh definido por la EEQ [32] . Representando un 46.24% de error con respecto a la estimación de la EEQ. Tales indicadores reflejan que el modelo requiere mejorar su desempeño y ser comparable con las mediciones reales para mejorar su estimación.

El alto porcentaje de error equivalente al 24.95% con respecto a una residencia real, se atribuye a la falta de precisión en cuanto al modelado de las curvas de probabilidad y la vivienda promedio. En un próximo estudio se sugiere contrarrestar resultados con mediciones de un grupo de viviendas, permitiendo identificar consumos representativos por grupo de usuarios y no de manera aislada.

Las curvas de probabilidad (figura 10 y figura 11), manipulan la dinámica de los dispositivos eléctricos afectando el perfil de carga, siendo los principales causantes de error durante la simulación, se sugiere utilizar funciones de distribución de probabilidad acumulativas ,para cada electrodoméstico, así como definir apropiadamente temporalidades (fines de semana y feriados) para no estimarlas , las condiciones horarias que no fueron consideradas y que influyen en la puesta en funcionamiento de los artefactos.

Se sugiere en trabajos futuros aplicar el método de factores M y N en combinación con el modelo propuesto, esto posibilita estimar la demanda eléctrica sobre una población con similares características (conjuntos habitacionales, urbanizaciones, etc.) partiendo de un consumo representativo, recordando que la estimación obtenida es análoga a la demanda máxima unitaria.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] R. Xiwei and S. Anling, “A Study of Energy Statistics Based on Energy-Tree,” pp. 125–128, 2012.
- [2] S. Nallathambi, “Prediction of Electricity Consumption Based on DT and RF: An Application on USA Country Power Consumption,” vol. 2, no. 1, 2017.
- [3] P. A. Kamal, “Factors influencing the Energy

- Consumption Behavior Pattern among the Indian Higher Education Institution Students,” 2017 Int. Conf. Technol. Adv. Power Energy (TAP Energy), pp. 1–6, 2017.
- [4] V. Mtembo, G. A. Taylor, and A. Ekwue, “A Novel Econometric Model for Peak Demand Forecasting,” 2011.
- [5] M. E. O. Alvarado, “Pronóstico de la demanda eléctrica residencial basado en el modelo de regresión adaptativa multivariante spline (mars),” Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [6] L. A. B. Medina, “ESTIMACION DE LA DEMANDA RESIDENCIAL DE ELECTRICIDAD EN EL PERÚ,” Universidad de Chile, 2010.
- [7] C. A. Agostini, “La demanda residencial de energía eléctrica en Chile,” no. January, 2014.
- [8] L. Wei and S. Yumin, “Prediction of Energy Production and Energy Consumption based on BP Neural Networks,” pp. 0–3, 2008.
- [9] T. Urgilés and D. Gabriel, “Análisis Técnico del comportamiento del consumo y la demanda eléctrica en viviendas típicas de la ciudad de Cuenca, debido a la incorporación de la cocina de inducción y sistemas eléctricos para ACS,” 2015.
- [10] A. Cabrera, H. X. Cueva, R. E. Sempértegui, and J. L. Espinoza, “Modelación dinámica de la demanda y oferta de una micro-red eléctrica,” no. May, 2015.
- [11] R. Bointner and E. Drives, “Energy Efficient Design in Shopping Centres – a Pathway towards lower Energy Consumption,” pp. 5–9, 2016.
- [12] R. Rasjidin, A. Kumar, F. Alam, and S. Abosuliman, “A system dynamics conceptual model on retail electricity supply and,” vol. 49, pp. 330–337, 2012.
- [13] E. Cracow and P. Email, “Energy consumption and economic growth in the light of meeting the targets of energy policy in the EU,” pp. 1–5, 2014.
- [14] C. A. V. Sarango, “Gestión y optimización del consumo de energía eléctrica residencial usando series de tiempo,” Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [15] A. M. A. Ramírez, “Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2013.
- [16] V. M. Rueda, J. David, V. Henao, C. Jaime, and F. Cardona, “AVANCES RECIENTES EN LA PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE ELECTRICIDAD USANDO MODELOS NO LINEALES,” pp. 36–43, 2011.
- [17] M. E. Markets, “Modelado de Mercados de Electricidad Johan Manuel Redondo Ortega,” 2012.
- [18] E. Engineering, “Residential Demand Response using Genetic Algorithm,” no. 1, pp. 1–4, 2017.
- [19] P. B. S. Kiran, S. Member, N. M. Pindoriya, and S. Member, “Study of Consumer Benefit Functions for Demand Response Algorithm.”
- [20] Y. Zhang, R. Yang, and N. Renewable, “Consumption Behavior Analytics-Aided Energy Forecasting and Dispatch,” pp. 59–63, 2017.
- [21] D. P. C. Suntaxi, “Metodología para estimar la demanda eléctrica en edificios con usuarios residenciales, de oficinas y comercios,” Escuela Politécnica Nacional, 2015.
- [22] J. M. Alarcon Villegas and E. M. García Torres, “Análisis de flujo de carga en el sistema de distribución eléctrico basado en cadenas de markov,” p. 21, 2017.
- [23] Z. Esmaeeli, H. S. G, and A. Sedighi, “Investigation of pricing impact on the electrical energy consumption behavior of the household sector by a system dynamics approach,” 2006.
- [24] S. A. Akhwanzada and M. Tahar, “Long-term Electricity Forecasting: A System Dynamics Approach,” vol. 33, pp. 116–119, 2012.
- [25] K. Edvhg, R. Q. Uh, and D. Q. G. Vwhp, “Research on prediction of Energy Demand in China based on Grey Theory and System Dynamics,” pp. 3–8.
- [26] E. H. Maimbil, N. H. S. Romera, L. Ezequiel, and D. Melchior, “Modelo de Demanda Eléctrica Argentina,” 2012.
- [27] R. M. Portillo and A. R. Tymoschuk, “Modelo Dinámico para el Estudio de la Situación Energética en la Ciudad de Santa Fe,” 2012.
- [28] S. A. Akhwanzada and R. M. Tahar, “Strategic Forecasting of Electricity Demand Using System Dynamics Approach,” no. March, 2015.
- [29] P. D. Haimovici, E. H. Maimbil, and N. H. S. Romera, “Modelo de Generación Eléctrica,” X Congr. Latinoam. Dinámica Sist., 2012.
- [30] H. Ra, B. Medina, E. Superior, C. Sociales, C. Gustavo, and G. Km, “Análisis del Balance Energético del Ecuador a través de Dinámica de Sistemas,” pp. 1–19, 2015.
- [31] Ministerio de Electricidad y Energía Renovable, “Plan Maestro de Electricidad 2016-2025,” p. 439, 2017.
- [32] CNEL Sucumbíos and Empresa Eléctrica Quito, “EEQ en cifras: indicadores, proyecto SIGDE,” 2017. [Online]. Available:

<http://www.eeq.com.ec:8080/nosotros/eeq-en-cifras>. [Accessed: 12-Nov-2018].

- [33] M. V. S. Guamanzara, "Optimización mediante el método de montecarlo de la demanda eléctrica residencial," Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [34] J. C. T. Flores, "Modelo de gestión energética para la determinación de indicadores de eficiencia eléctrica en el sector residencial," Universidad Politécnica Salesiana, 2018.
- [35] Empresa Eléctrica Quito, "Guía para diseño de redes para distribución," 2015, p. 166.
- [36] T. Sorasalmi, "Dynamic Modeling of Household Electricity Consumption," Aalto University, 2012.

título de Maestría en Eficiencia Energética en Escuela Politécnica Nacional en 2015. Su experiencia profesional la dedico principalmente al campo petrolero e industrial, su campo de investigación se encuentra relacionado con la Electrónica de Control basada en tarjetas inteligentes Smart Home Electrónica de los Sistemas de Potencia en energías alternativas.



Juan Carlos Muela. - Nació en Quito en 1992. Recibió su título de Ingeniero Eléctrica de la Universidad Politécnica Salesiana en 2019. Actualmente, se encuentra desarrollando investigaciones en el área de las Smart Cities. Anteriormente, supervisor de construcción de redes GPON para CNT.



Luis Fernando Tipán. - Nació en Quito en 1982. Recibió su título de Ingeniero Electrónico en Control de la Escuela Politécnica Nacional en 2008. Recibió su