

A Hierarchical Simulation Model for Spatial-Temporal Electric Load Forecasting: Case Study in CENTROSUR

Modelo de Simulación Jerárquico para la Proyección Espacio Temporal de la Demanda Eléctrica: caso de estudio en CENTROSUR

S. Zambrano¹ M. Molina¹ W. Chumbi² C. Patiño²

¹Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. - CENTROSUR

E-mail: sergio.zambrano@centrosur.gob.ec; manolo.molina@centrosur.gob.ec

²Universidad de Cuenca

E-mail: chumbi_wilson@hotmail.com; andresc-pc@hotmail.com

Abstract

This article proposes a Spatial Load Forecasting (SLF) model applied to an electric distribution system for the short, medium and long term horizon, which includes the estimation of the magnitude and geographic location of electricity demand energy from new consumers.

The proposed model is a hybrid trending-simulation method and using a hierarchical structure: bottom-up for aggregate data and analyze, and, top-down for load growth allocate to sub-areas and micro-areas. The small area approach is combined with spatial-time series regression models and trend analysis in large regions. Local, proximity and surround factors are used to create preference maps. For each region, it allocates the region's growth, based on the preference map values and cellular automaton technique, and merges the land use with the load curve data, to calculate the small area loads.

We test the SLF model with CENTROSUR's electric distribution system; the result is a map of electric load density that shows the areas where new consumers are most likely to be allocated, thereby providing information on where, how much, and when electric demand will change, in sufficient detail and with the required accuracy.

Index terms– Spatial Load Forecasting, Spatial Analysis, Geographic Information Systems, Land-Use based Simulation, Cellular Automata.

Resumen

Este artículo propone un modelo de Proyección Espacial de la Demanda (PED) aplicado a un sistema eléctrico de distribución para el corto, mediano y largo plazo, lo cual incluye la estimación de la magnitud y la ubicación geográfica de la demanda de energía eléctrica de nuevos clientes.

El modelo propuesto es un híbrido tendencia-simulación y utiliza una estructura jerárquica: desde abajo hacia arriba para adicionar y analizar datos; y, desde arriba hacia abajo para asignar el crecimiento de carga en sub-áreas y micro-áreas. El enfoque de pequeñas áreas es combinado con modelos de regresión de series espacio-tiempo y análisis de tendencia, en grandes regiones. Se utilizan factores locales, de proximidad y contorno para crear un mapa de preferencias. En cada región, se asigna el crecimiento de clientes en función de los valores del mapa de preferencias y una técnica autómatas celular, luego se combina este uso del suelo con los datos de la curva de carga y así se obtiene las cargas en estas pequeñas áreas.

Hemos probado el modelo de PED con el sistema de distribución de CENTROSUR; el resultado es un mapa de densidad de demanda que muestra las áreas más probables donde se asignaron los nuevos clientes, proporcionando así información sobre dónde, cuánto y cuándo cambiará la demanda, con el suficiente detalle y precisión requerida.

Palabras clave– Proyección Espacial de la Demanda, Análisis Espacial, Sistemas de Información Geográfico, Simulación del uso del suelo, Autómata celular.

Recibido: 21-07-2017, Aprobado tras revisión: 16-11-2017

Forma sugerida de citación: Zambrano, S.; Molina, M.; Chumbi, W.; Patiño, C. (2018). "Modelo de Simulación Jerárquico para la Proyección Espacio Temporal de la Demanda Eléctrica: caso de estudio en CENTROSUR". Revista Técnica "energía". No. 14, Pp. 7-16

ISSN 1390-5074.

1. INTRODUCCIÓN

Determinar el valor de la nueva demanda eléctrica y el lugar dónde se desarrollará, generalmente es el primer paso dentro del ciclo de planificación de las Empresas Distribuidoras de Energía Eléctrica, ya que éstas tienen la obligación de brindar el servicio eléctrico a sus actuales y futuros clientes cumpliendo requerimientos de calidad, confiabilidad y seguridad. Por lo tanto, la proyección de la demanda es un insumo primordial para la planificación de la expansión de los sistemas eléctricos de distribución, a fin de plantear alternativas de solución de manera óptima y direccionar táctica y estratégicamente las futuras inversiones.

1.1. Motivación

El principal inconveniente de los métodos tradicionales de proyección de demanda, es la ausencia de la percepción espacial, es decir la completa visibilidad del crecimiento horizontal y vertical de la carga. En CENTROSUR, únicamente se venía utilizando métodos de tendencia para cuantificar el crecimiento de la demanda en grandes zonas de carga, sin contar con mayor precisión de “dónde” ocurriría dicho incremento. Con ello, el objetivo de este trabajo, es definir un modelo de tendencia-simulación bajo una estructura jerárquica, para la proyección espacial de la demanda en el corto, mediano y largo plazo.

1.2. Contribuciones

Un aspecto importante a destacar, es la alta resolución espacial utilizada, gracias a la calidad de información disponible en el sistema de información geográfico (GIS), esto es, puntos de carga (clientes y luminarias) referenciados espacialmente y el tamaño de cuadrícula definido para establecer las preferencias. Una de las cualidades del *método de simulación* es justamente que funciona bastante bien cuando se aplica una alta resolución espacial.

El modelo establece *años de corte durante el horizonte de planificación, a fin de representar la dinámica en el tiempo*, tanto de los factores espaciales y niveles de saturación, así como la interrelación entre las distintas clases de clientes; de tal forma que los resultados de la proyección espacial sean un insumo primordial para un proceso de planificación dinámico o de múltiples etapas.

1.3. Estructura del Modelo

Alrededor de unos 60 métodos analíticos se han desarrollado durante los últimos 40 años [3] [12], los cuales se pueden clasificar en 3 tipos: tendencia, simulación e híbridos. Con el auge tecnológico de los GIS, estos últimos toman mayor relevancia,

integrando el modelamiento urbano a través de diversas técnicas.

Este trabajo propone un modelo con tres niveles jerárquicos, como se muestra en la Fig. 1, 1. Zonas de carga, 2. Grandes áreas y 3. Micro-áreas. En el primer nivel, se realiza una proyección global utilizando modelos de regresión de series de tiempo. Luego se hace una primera asignación “Top-Down” a grandes áreas de cobertura de subestaciones, mediante un análisis de tendencia. Entre el segundo y tercer nivel, existe un ciclo “Bottom-Up” y “Top-Down”, utilizando un método de simulación del uso del suelo y determinando un mapa de preferencias en función de factores espaciales de proximidad, locales y de entorno, con ello asignar los nuevos clientes a dichas preferencias, según su clase y consumo per cápita de energía. El resultado final es la proyección espacial de la demanda por micro-áreas.

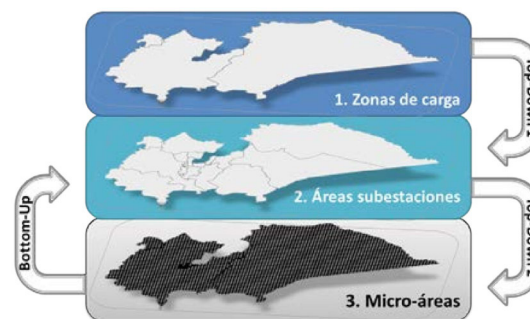


Figura 1: Jerarquía del Modelo de Proyección Propuesto

En el último nivel, Fig. 1, el área de concesión de CENTROSUR, se dividió en cuadrículas geográficas homogéneas, considerando una resolución de 100 x 100 metros para toda el área y una resolución más fina de 50 x 50 metros para la parte urbana de la ciudad de Cuenca.

2. PROYECCIÓN GLOBAL

La proyección global consiste en el estudio de las series de tiempo mensuales de energía y clientes, en tres grandes zonas de carga (primer nivel jerárquico): “Azuay-Cañar”, “Morona Santiago” y “La Troncal”; y, categorizados por grupo de consumo: residencial, comercial, industrial y otros. El comportamiento de la demanda está correlacionado con el clima y hábitos de consumo propios de cada región, esto es, sierra, oriente y costa, respectivamente.

Este estudio realiza un análisis de tendencia, estacionalidad y otras fluctuaciones irregulares. Los modelos más utilizados por CENTROSUR son el Winter “Atenuación Exponencial ajustada a la tendencia y a la variación estacional” y el modelo de tendencia exponencial estacional de 12 meses.

Luego de la proyección del crecimiento vegetativo de nuevos clientes, se complementa con proyectos especiales a ser ejecutados dentro de los siguientes 5 años; además se plantea un enfoque multi-escenario para incorporar nuevos tipos de carga con alto consumo de energía, tales como cocinas de inducción [7].

2.1. Proyectos Especiales

Con el propósito de determinar la magnitud y la ubicación de proyectos de desarrollo futuros, se utiliza información disponible producto de requisitos de conexión, estudios de prefactibilidad, cartas de intención, planeamiento urbano, entre otros. Algunos ejemplos de nuevos proyectos son: Tranvía, Poliducto Pascuales – Cuenca y EMURPLAG.

2.2. Escenarios de Crecimiento

El Ministerio de Electricidad y Energía Renovable-MEER, inició en agosto del 2014 el programa de eficiencia en la cocción y calentamiento de agua (PEC), cuyo fin es sustituir cocinas a gas por cocinas eléctricas a inducción. Debido a la incertidumbre del impacto de esta carga en el año horizonte se realiza un análisis de tres escenarios de crecimiento como son: alto, medio y bajo. La Fig. 2 muestra la tendencia de la proyección de Potencia Máxima Coincidente en estos escenarios.

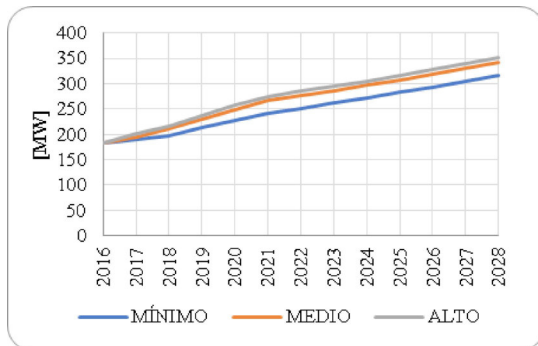


Figura 2: Escenarios de Proyección de Potencia Máxima Coincidente en el Año Horizonte

2.3. Jerarquía y Tendencia

Luego de contar con la proyección global, el siguiente paso es desagregar estos resultados utilizando un análisis de tendencia. Para obtener las áreas del nivel jerárquico correspondiente a cobertura de las subestaciones, Fig. 3, se utiliza la conectividad eléctrica del sistema de información geográfico (GIS) a nivel de punto de carga (clientes) para un año base. Mediante la construcción de polígonos de “Thiessen” extendidos a toda el área de concesión se obtienen regiones geométricas y en función del atributo de conectividad de alimentadores, dichos polígonos son fusionados por subestación.

El análisis de tendencia utiliza información histórica del sistema comercial de 10 años, con lo cual se obtiene un modelo lineal de clientes y energía en cada una de estas 16 áreas. Estos modelos de regresión sirven para asignar y ajustar la demanda proyectada en las 3 zonas de carga, hasta este siguiente nivel de cobertura de subestaciones (jerarquía desde arriba hacia abajo).

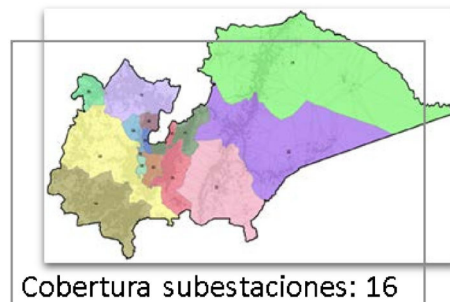


Figura 3: Asignación Jerárquica de la Proyección Global

3. PROYECCIÓN ESPACIO TEMPORAL

En general los modelos de simulación disponen de dos módulos: espacial y temporal; que trabajan coordinadamente. El primero, realiza un análisis espacial y combina el interés de un cliente para encontrar un espacio de terreno disponible que cumpla con sus expectativas de uso del suelo, determinando así un mapa de preferencias. El segundo, ejecuta un análisis temporal en base a las curvas de carga y consumo per-cápita, sin tomar en cuenta la ubicación, únicamente considera la variación en el uso final de energía como una función del tipo de consumidor existente [3] [4].

El crecimiento de clientes obtenido por el módulo global y distribuido al nivel jerárquico inferior de las grandes áreas de subestaciones, es asignado entre las cuadrículas de mayores preferencias y convertido en demanda eléctrica con el módulo temporal, definiendo de esta manera la magnitud de la demanda en un micro-área específica para cada etapa del periodo de estudio. A continuación, se describe cada paso del modelo.

3.1. Creación del Mapa de Densidad de Demanda del Año Base

Se estable un año base en el cual se determina la ubicación geográfica de los clientes y luminarias. Para este estudio, el año base corresponde al 2015, con ello se crea el mapa de densidad de demanda para cuatro grupos de consumo: Residencial, Comercial, Industrial y Otros.

Mediante estudios de investigación y caracterización de la carga [2], se determinaron las principales variables de interés, tales como el factor de carga, el factor de demanda y factor de conversión del consumo mensual de energía a un valor de potencia máxima para cada tipo o clase de cliente; además se obtiene los perfiles de carga unitarios.

A partir del valor de demanda máxima del sistema, en el mes y hora del año base, se distribuye dicho valor en función de la potencia medida en clientes con demanda, potencia estimada en la gran mayoría de clientes (conversión del consumo de energía mensual) y potencia de luminarias [2]. El resultado es un mapa temático, Fig. 4, que muestra la densidad de demanda (kW/km²), en este caso de los clientes residenciales. Las zonas de color rojo representan las áreas de alta densidad de carga correspondiente a zonas urbanas de las ciudades, en cambio las zonas de color amarillo representan las áreas de baja densidad de carga.

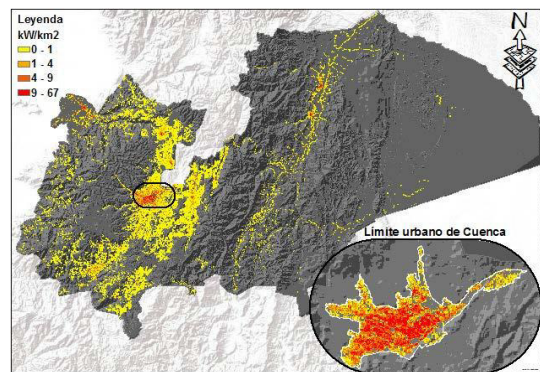


Figura 4: Mapa de Demanda del Año Base para Clientes Residenciales

3.2. Análisis de los Factores Espaciales y entrenamiento del Modelo

Cada tipo de cliente tiene necesidades de ubicación específicas y cada terreno tiene atributos característicos, por lo tanto, se puede modelar una relación demanda – oferta, evaluando las preferencias geográficas de los distintos tipos de clientes. A estos atributos se les ha denominado factores o variables espaciales y están clasificados en: locales, de proximidad y entorno.

La zona de estudio se dividió en dos partes: el área urbana de Cuenca y otra para el resto del área de concesión [1]. La Tabla 1 detalla los factores para esta segunda zona. Mientras que el número de factores considerados para el área urbana de Cuenca es diez, ya que se cuenta con información más detallada y completa obtenida del Plan de Desarrollo y Ordenamiento Territorial de Cuenca (PDOT).

Tabla 1: Factores Espaciales para el Análisis del Área de Concesión sin la parte Urbana de Cuenca

Ítem	Descripción
	Factores de proximidad
F1	Proximidad a cantones
F2	Proximidad a autopistas
F3	Proximidad a calles
F4	Proximidad a centros educativos
F5	Proximidad a servicios de salud
F6	Proximidad a parroquias
	Factores locales
F7	Pendiente de la superficie
F8	Suelo restringido
	Factores de entorno
F9	Densidad de demanda en las inmediaciones

3.2.1 Clasificación

Los métodos de clasificación son técnicas estadísticas que tienen el objetivo de dividir los datos en grupos homogéneos y en diferentes subcategorías. Por ejemplo, la clasificación del factor proximidad a calles equivale a dividir la unidad de medida (metros) en intervalos o clases cuyos cortes se ilustran en la Fig. 5.

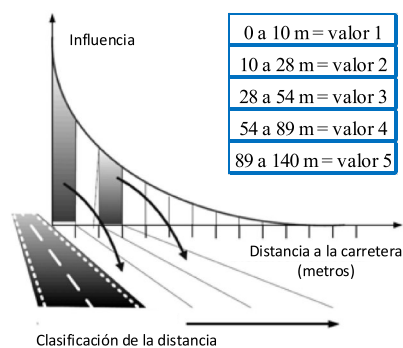


Figura 5: Clasificación del Factor Proximidad a Calles

Los factores espaciales se clasificaron utilizando la técnica estadística “Dalenius-Hodges”, obteniendo un número de clases fijo. Luego de un análisis de sensibilidad, se decidió utilizar 10 clases para cada factor [1].

3.2.2 Reclasificación

El objetivo es trabajar con una misma escala para combinar los factores espaciales, definiendo las puntuaciones más altas como las más favorables. Al proceso de puntuación de las clases se denomina reclasificación o normalización y permite calificar la influencia del factor a los clientes, según qué tan lejos o cerca se encuentren del mismo, como se muestra en la Fig. 6.

La puntuación depende del patrón de ubicación que los tipos de clientes han adoptado a lo largo de la historia. Estas pueden ser establecidas a través de un criterio subjetivo, o a través de mediciones directas sobre los atributos de los factores. Existen varias técnicas para puntuar cada una de las clases, entre ellas rango de puntuación y puntaje máximo [5]. En este estudio se utilizó como criterio una puntuación ordenada creciente y decreciente dependiendo el caso de cada factor espacial.

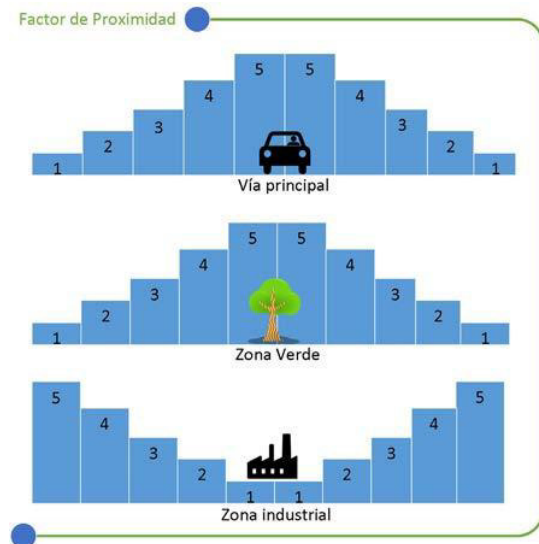


Figura 6: Normalización de los Factores de Proximidad a Clientes Residenciales sobre una Escala de Evaluación de Cinco

3.2.3 Ponderación

Previo a la combinación de los factores es necesario dar un peso a cada uno de ellos. Para determinar dichos pesos se utilizó un modelo de regresión multivariable en función de los datos del año base y muestras aleatorias de los clientes de una clase específica. La ecuación (1) detalla dicho modelo; y, cómo las variables explicativas están relacionadas a factores espaciales, entonces la variable dependiente se caracteriza por una regresión espacial llamada regresión ponderada geográficamente [6] [7] [12].

$$y_i = \beta_{1i} \cdot x_{1i} + \beta_{2i} \cdot x_{2i} + \beta_{ki} \cdot x_{ki} + \varepsilon \quad (1)$$

Donde los parámetros a ser estimados son los coeficientes de regresión o sensibilidad β asociados a cada variable x_{ki} para cada punto de entrenamiento i en el espacio; y ε representa la perturbación aleatoria.

El modelo utiliza regiones de entrenamiento para explorar patrones espaciales, determinar parámetros y estadísticas de crecimiento de la demanda, estimar los coeficientes de sensibilidad y posteriormente aplicar los resultados obtenidos en el resto del área de estudio [3]. Además, es considerado como un proceso estacionario, ya que, para un mismo dato de entrada la respuesta será la misma en cualquier parte del área de estudio, entonces los parámetros β obtenidos son aproximadamente constantes en todo el espacio definido [7].

El cálculo se lo puede realizar con cualquier optimizador “solver”, de tal forma que la diferencia entre la demanda máxima calculada y la modelada por las variables espaciales sea mínima. El procedimiento consiste en elegir aleatoriamente varios clientes de una clase específica y promediar sus coeficientes de sensibilidad; dicho procedimiento se repite tantas veces como la variación empiece a mantenerse constante.

3.3. Cálculo del Mapa de Preferencias

Encontrar un valor de preferencia respecto a la idoneidad de un terreno para que se desarrolle con el crecimiento de clientes, depende de un proceso de evaluación de varios factores. Esto puede ser conceptualizado como un problema de análisis de decisión multicriterio (ADM) [8], que hace referencia al conjunto de alternativas que son evaluadas en función de los distintos atributos o factores espaciales que pudiesen presentarse en un análisis, para hallar patrones de comportamiento.

Los modelos de combinación ponderada, de la ecuación (2), son los más utilizados para el análisis de decisión multicriterio. Se trata de una combinación de mapas, cuyo criterio de ponderación se asocia a un factor espacial [8] [9].

$$V(A_i) = \sum_{k=1}^n w_k \cdot v(a_{ik}) \quad (2)$$

Donde w_k corresponde a un conjunto de pesos asociado a un criterio de atributo k , $v(a_{ik})$ corresponde a funciones de puntuación asociado a una ubicación i con respecto al atributo k , $V(A_i)$ es el valor total.

La Fig. 7 esquematiza todo el proceso implementado en ArcGIS, en el cual, a los factores espaciales de entrada se los procesa (geoprocesamiento y análisis espacial), clasifica, normaliza en clases, se procede a pesarlos de acuerdo a su importancia y finalmente combinarlos para obtener un valor total de preferencia.

El modelo utilizado para el cálculo de preferencias se define en (3).

$$s_{i,j}^k = \left(\sum_k w^k \cdot x_{i,j}^k \right) \cdot r_{i,j} \quad (3)$$

Donde s es la calificación total de cada cuadrícula, w es el peso asociado al k -ésimo factor, x es la puntuación asociado a la cuadrícula i,j respecto al k -ésimo factor, r es una variable binaria “1,0” que representa la disponibilidad de la cuadrícula. La ecuación (3) se deriva de (2) y la diferencia radica en la variable r , la cual considerará las restricciones donde no es posible el desarrollo de nuevos clientes, dichas restricciones forman parte del factor “suelo restringido”.

A partir de técnicas formales, recomendaciones y criterio ingenieril de los planificadores, se realizó un análisis de sensibilidad para los pasos 2 hasta 4 (Fig. 7), respecto a la clasificación, reclasificación y ponderación. Este análisis brinda criterios para tomar las mejores decisiones en el cálculo del mapa de preferencias, donde el planificador debe realizar los ajustes al modelo y de manera progresiva, en función de la experiencia adquirida, llegará a un consenso de sus resultados.

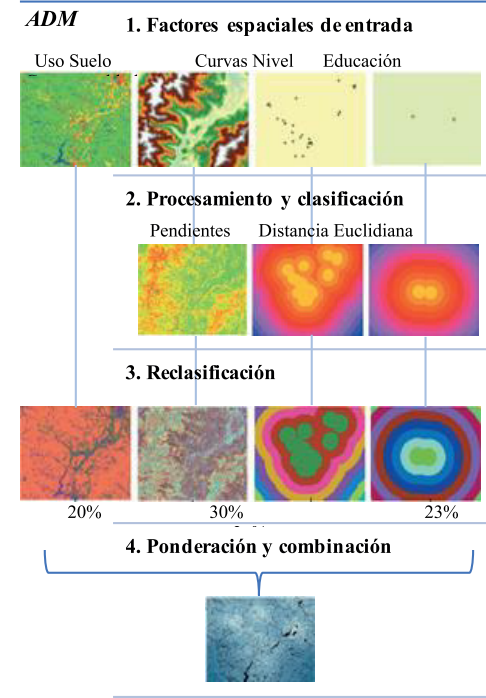


Figura 7: Proceso para el Cálculo del Mapa de Preferencias

Las Fig. 8 y 9 muestran los mapas de preferencias para la clase residencial, esto es, el mapa completo del área de concesión y el mapa del área urbana de Cuenca, respectivamente. La determinación de los parámetros y el cálculo de los otros mapas de preferencias para las clases comercial, industrial y otros, para ambas zonas de estudio, siguen un procedimiento similar. Los resultados y el detalle de los parámetros del modelo calculados se presentan en [1].

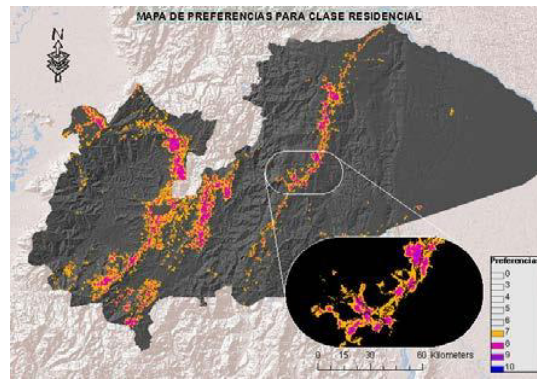


Figura 8: Mapa de Preferencias para la Clase Residencial Exterior al Área Urbana de Cuenca

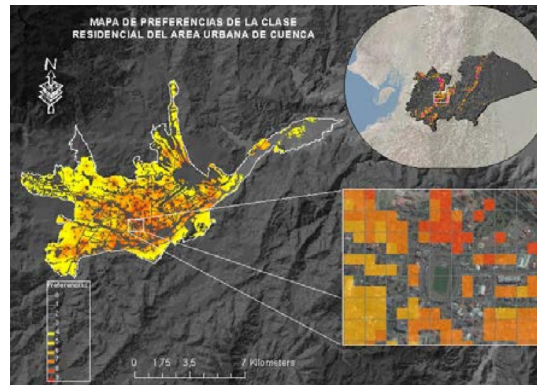


Figura 9: Mapa de Preferencias para la Clase Residencial perteneciente al Área Urbana de Cuenca

3.4. Asignación Espacial

La Fig. 10 muestra el proceso de la asignación espacial, cuyo ciclo “Bottom-Up” y “Top-Down”, se repetirá de acuerdo al número de iteraciones que representan una etapa o año de corte del periodo de estudio. El horizonte de tiempo de largo plazo para esta proyección es de 15 años y se consideran cortes anuales.

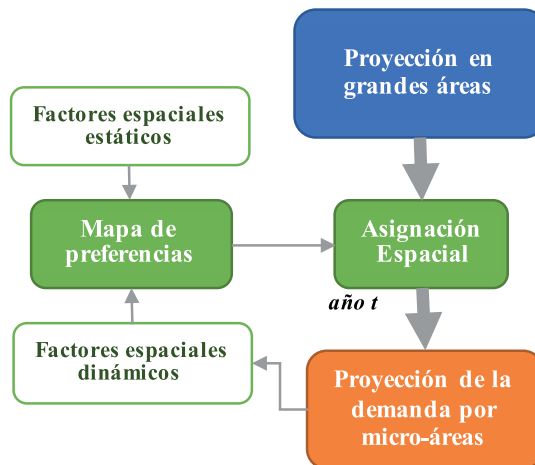


Figura 10: Estructura General del Proceso de Asignación

El mapa de preferencias es determinado con factores espaciales estáticos y dinámicos. Los factores estáticos se especifican una sola vez en todo el proceso, mientras que los dinámicos deben ser actualizados en cada iteración del proceso de proyección ya que cambian con el transcurso del tiempo [4], como por ejemplo la cobertura vial (un nuevo proyecto de autopista) y el desarrollo de nuevos clientes (cambio en la densidad de carga y nivel de saturación en las cuadrículas). En la primera iteración, los factores espaciales dinámicos se obtienen del mapa de densidad de demanda del año base (Fig. 4).

3.4.1 Saturación y potencial desarrollo de clientes

Para el análisis del nivel de saturación en cada cuadrícula se utilizó los mapas de densidades (Fig. 4). El mapa de altas preferencias se combina con los niveles de saturación y se definen las cuadrículas disponibles con potencial para el desarrollo, en el cual se realizará la asignación de clientes.

La dinámica del desarrollo de clientes se modela a través de la función de Gompertz o curva "S", curva superior de la Fig. 11. La derivada representa el potencial que tiene dicha cuadrícula para el desarrollo de un cliente. Para ello se ha discretizado la demanda en niveles, tanto para el área urbana como para la parte exterior a ella y se ha establecido el límite superior de la saturación a nivel local para obtener un potencial de desarrollo en cada cuadrícula. De acuerdo a [4] se ha puntuado con un valor alto a aquellas cuadrículas cuyos niveles de densidad se encuentran en un nivel medio de desarrollo (rampa de la curva S) y con un valor bajo a las cuadrículas que se encuentran en los dos extremos de la curva de crecimiento, curva inferior Fig. 11.

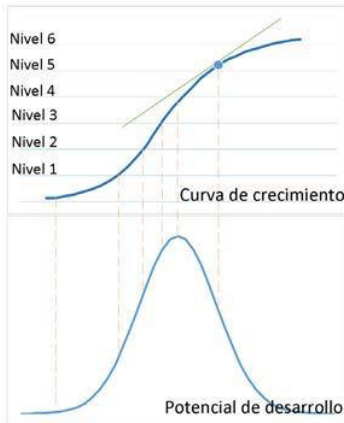


Figura 11: Curva de Crecimiento y Potencial de Desarrollo

3.4.2 Técnica de asignación

Existen varias técnicas de asignación, entre ellas: Montecarlo [3], Automata celular (AC) [4] y Multiagente [10]. En este trabajo se utilizó AC, debido al menor error obtenido al tomar una muestra de análisis.

El cambio de estado de una cuadrícula en un determinado tiempo t depende de las reglas locales, de su propio estado en el tiempo $t-1$ y de su vecindario. La suma de todos los posibles estados en el transcurso del tiempo define el desarrollo de cada cuadrícula. La ecuación (4) modela al AC.

$$AC_k^t = \{e_k^t\} \quad (4)$$

Donde e_k^t representa los posibles estados (0, 1) que puede tomar una cuadrícula k .

Las reglas locales definidas por (5) modelan el proceso iterativo del AC y las transiciones que pueden presentar las cuadrículas dependen del nivel de selectividad asignado al modelo a través de (6).

$$P_k^{t+1} = \alpha(P_k^{t-1} - D_k^t) + \frac{\beta}{8} \sum_{\Omega_k} (P_k^{t-1} - D_k^t) + \lambda \cdot e_k^{t+1} (P_k^{t-1} - D_k^t) \quad (5)$$

$$P_k > P_b \quad (6)$$

$$\alpha = 1 - \beta - \lambda \quad (7)$$

Donde D representa el desarrollo asignado a una cuadrícula, P es el valor de preferencia de las cuadrículas, P_b es el nivel de selectividad asignado al modelo especificado por el usuario. Los parámetros de (7) afectan la morfología del desarrollo y pueden ser ajustados en función de los resultados esperados o también pueden ser obtenidos de una función de optimización utilizando métodos numéricos [4].

La Fig. 12 muestra el resultado de la asignación realizada por la técnica AC para el cantón Gualaceo. Los puntos corresponden a los nuevos clientes, donde se puede apreciar una asignación proporcional en relación a los valores de preferencia (mapa de calor de fondo).

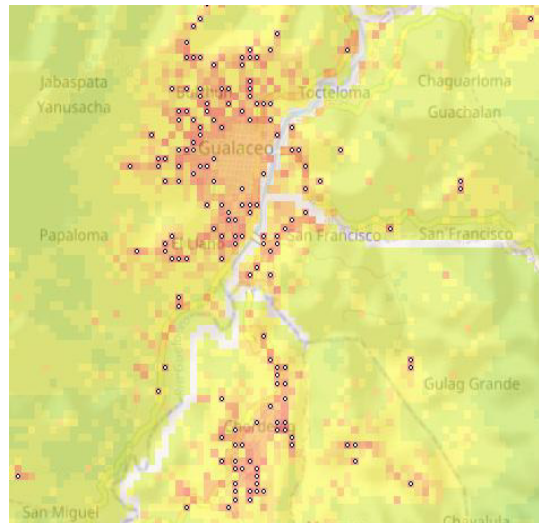


Figura 12: Resultado de la Asignación de Nuevos Clientes en el Cantón Gualaceo perteneciente a la SE #15

3.5. Mapas de Demanda por Micro-Áreas

El último paso consiste en convertir los nuevos clientes distribuidos espacialmente en demanda eléctrica. Además, se considera la contribución de cada tipo de cliente al pico de demanda del sistema mediante las curvas de carga normalizadas.

El factor de conversión para los nuevos clientes se determina por medio de un análisis local de demanda [18]. De manera general la ubicación de un nuevo cliente está correlacionada con el uso de energía, un nuevo cliente adoptará las características de los clientes que se encuentran en las inmediaciones (8).

La potencia P para los nuevos clientes tipo c en la cuadrícula k se define como la relación entre la sumatoria de las potencias P_k^c y la cantidad de clientes n_k^c del mismo tipo existentes en la propia cuadrícula y las cuadrículas circundantes en el periodo t .

$$P_k^c(t+x) = \frac{\sum_1^n P_k^c(t)}{n_k^c(t)} \quad (8)$$

La potencia L asignada a las cuadrículas (9) depende de la cantidad de nuevos clientes y su respectiva potencia establecida.

$$L_k^c(t+x) = P_k^c(t+x) \cdot \zeta_k^c(t+x) \quad (9)$$

Donde $P_k^c(t+x)$ es la potencia promedio para los nuevos clientes, $\zeta_k^c(t+x)$ es la cantidad de nuevos clientes, $L_k^c(t+x)$ es la potencia total de los nuevos clientes en la cuadrícula k .

Para determinar la demanda máxima del sistema se totaliza la potencia de cada cuadrícula L_k (10).

$$L_k(t+x) = \sum_1^c [L_k^c(t+x) + L_k^c(t)] \quad (10)$$

La demanda total obtenida del método de simulación debe igualar a la proyección global en un determinado periodo de tiempo “ t ” y para ello es necesaria una calibración del factor de conversión del modelo de carga. Esta calibración consiste en un ajuste secuencial por pasos, tal que el salto del paso sea proporcional al valor del factor de conversión.

4. RESULTADOS

Los resultados se presentan en las Fig. 13 y 14, las cuales muestran la densidad de carga del año base 2015 y el año horizonte 2032, respectivamente, clasificados con una misma escala. Se consideró un escenario medio de incursión de cocinas de inducción.

En el centro urbano de la ciudad de Cuenca se prevé un crecimiento bajo debido al nivel de saturación. El mayor crecimiento se concentra en los sectores periféricos a la ciudad: Challuabamba, Primero de Mayo, Ordoñez Laso y Capulisipamba. En el recuadro de la esquina inferior derecha de las Fig. 13 y 14, se hace una ampliación de la parte urbana de Cuenca, donde se puede apreciar la variación en la escala continua de colores, es decir, pasa de cálidos a calientes respectivamente en cada gráfica, lo cual refleja dicho crecimiento.

Además, se espera un mayor crecimiento de demanda específicamente en las parroquias rurales del cantón Cuenca: San Joaquín y Ricaurte. Existe un crecimiento significativo en las áreas céntricas de otros cantones, por ejemplo: Paute, Gualaceo, La Troncal, Morona (Macas) y Sucúa, principalmente corresponde a la clase residencial con un 59% seguido por la clase comercial con un 18%.

En **resumen**, la proyección de la demanda para este escenario de ejemplo, parte en el año 2015 de 182 MW y alcanzará en el año horizonte 2032 el valor de 392 MW. De esta forma, con este nuevo procedimiento, para el año 2032, no solo se cuantifica el crecimiento en magnitud de demanda (210 MW), sino que también se determina la ubicación de los nuevos clientes (170.983) y luminarias (75.587), con su demanda asociada. El conocer con mayor precisión donde ocurrirá el incremento de demanda contribuye a la toma de decisiones de las futuras inversiones [11].

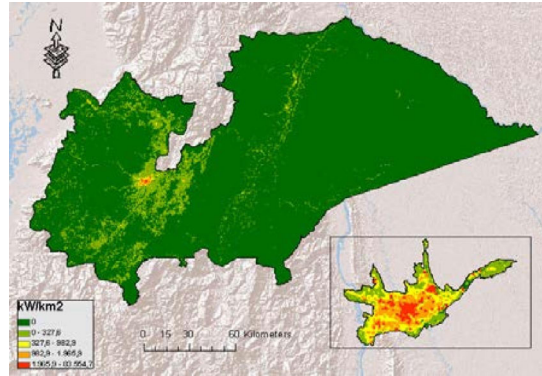


Figura 13: Mapa de Densidad por Micro-Área del año 2015

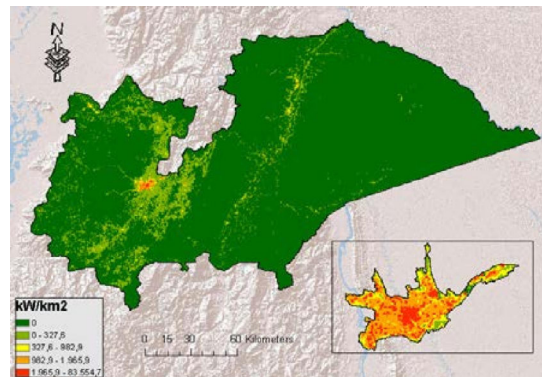


Figura 14: Mapa de Densidad por Micro-Área para el año 2032

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Todo este proceso analítico, aplicando el modelo propuesto, que utiliza o consume la información espacial y formaliza el uso del GIS como herramienta de planificación, ha permitido alcanzar una mejor precisión en los resultados de la proyección de demanda en CENTROSUR, lo cual es función del nivel de detalle y calidad de información que se dispone, con ello es importante la gestión y administración del modelo, las reglas de conectividad eléctrica y la base de datos espacial.

En general, los sectores que presenta mayor crecimiento de la demanda pertenecen a las subestaciones No. 03, 05 y 12 en la periferia del área urbana de la ciudad de Cuenca, conforme se detalló en los resultados y se visualizó en las Fig. 13 y 14 respectivamente, debido a sus condiciones habitacionales, proximidad a los principales centros comerciales, avenidas, planes de desarrollo y ordenamiento territorial (PDOT) impuestos por el municipio de la ciudad de Cuenca.

La integridad y aplicabilidad del modelo fue el resultado de una combinación equilibrada de metodologías, recursos, esfuerzo, destrezas y habilidades, orientadas en la planificación de la expansión del sistema de distribución. Es decir, la proyección espacial no es el fin, sino que constituye un insumo primordial al proceso y ciclo de planificación, cuyo objetivo final es el plan de expansión.

AGRADECIMIENTOS

Un especial agradecimiento a la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. por permitir desarrollar este tipo de iniciativas; así como a la Universidad de Cuenca que a través de los convenios de cooperación, es posible contar con un recurso valioso para la investigación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] W. E. Chumbi Quito y C. A. Patiño Chitacapa, "Proyección espacial de la demanda en la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. mediante el método de simulación espacio-temporal". Tesis de Ingeniero Eléctrico, Universidad de Cuenca, 2017.

- [2] S. Zambrano y M. Molina, "Investigación y Caracterización de la Carga: Muestreo Aleatorio por Estratos", Dirección de Planificación, CENTROSUR, Mar. 2016.
- [3] H. L. Willis, "Spatial Electric Load Forecasting", 2 Ed, New York: Marcel Dekker, 2002.
- [4] C. D. Martins Monteiro, "Fuzzy Spatial Load Forecasting", Tesis Doctoral, Universidad de Porto, Dic. 2002.
- [5] X. Zhu, "GIS for Environmental Applications: A Practical Approach", New York: Routledge, 2016.
- [6] Y. Murayama, "Progress in Geospatial Analysis", Japan: Springer, 2012.
- [7] M. A. Mejía Álzate, "Previsão Espaço-Temporal de Demanda Incluindo Alterações nos Hábitos de Consumidores Residenciais", Tesis de Maestría, Universidad Estatal Paulista, Dic. 2016.
- [8] J. Malczewski y C. Rinner, "Multicriteria Decision Analysis in Geographic Information Science", New York: Springer, 2015.
- [9] J. McCoy y K. Johnston, "Using ArcGIS: Spatial Analyst", United States of America: Esri, 2001.
- [10] J. D. Melo, E. M. Carreno y A. P. Feltrin, "Multi-Agent Simulation of Urban Social Dynamics for Spatial Load Forecasting", IEEE Trans. Power Syst. vol. 27, No. 4, pp. 1870-1878, Nov. 2012.
- [11] J. D. Melo, S. Zambrano-Asanza y A. Padilha-Feltrin, "A local search algorithm to allocate loads predicted by spatial load forecasting studies", ELSEVIER Electric Power Systems Research vol. 146, May. 2017, pp. 206-217.
- [12] H. L. Willis y J. Romero, "Spatial Electric Load Forecasting Methods for Electric Utilities", Quanta Technology LLC, Dec. 2007.



Sergio Zambrano Asanza.- Nació en Zaruma, El Oro, Ecuador en 1976. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Universidad de Cuenca en 2001; y de Magíster en Sistemas Eléctricos de Potencia de la Universidad de Cuenca en 2011. Actualmente trabaja en la

Dirección de Planificación de la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. Sus campos de investigación están relacionados con la interoperabilidad de redes inteligentes, proyección espacial de la demanda, generación distribuida y micro-redes, planificación, confiabilidad y automatización de sistemas eléctricos de distribución.



Manolo Molina Cobos.- Nació en Cuenca, Ecuador en 1984. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Universidad de Cuenca en 2011. Actualmente, se encuentra trabajando en la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A., en la Dirección de Planificación. Sus

campos de interés son la proyección espacial de la demanda, confiabilidad y planificación de sistemas eléctricos de distribución.



Wilson Chumbi Quito.- Nació en Cuenca, Ecuador en 1992. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Universidad de Cuenca en 2017. Sus campos de interés son el análisis de la información estadística y espacial, optimización y estudio de redes eléctricas.



César Patiño Chitacapa.- Nació en Cuenca, Azuay, Ecuador en 1991. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Universidad de Cuenca en 2017. Ha realizado pasantías y su trabajo de titulación en la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. Sus campos

de interés son la proyección espacial de la demanda además del análisis y la optimización de los sistemas de distribución eléctrica.