

# ESTIMAÇÃO ESPAÇO TEMPORAL DO SURGIMENTO DE NOVOS CONSUMIDORES RESIDENCIAIS DE ENERGIA ELÉTRICA EM ZONAS URBANAS

MARIO A. MEJÍA<sup>1</sup>, JOEL D. MELO<sup>2</sup>, SERGIO ZAMBRANO-ASANZA<sup>1,3</sup>, ANTONIO PADILHA FELTRIN<sup>1,2</sup>

1. Universidade Estadual Paulista – UNESP Campus de Ilha Solteira  
Avenida: Brasil, 56, Centro, 15385-000, Ilha Solteira - SP, Brasil.

E-mails: [maanmejia@utp.edu.co](mailto:maanmejia@utp.edu.co), [padilha@dee.feis.unesp.br](mailto:padilha@dee.feis.unesp.br).

2. Centro de Engenharia, Modelagem e Ciências Sociais Aplicadas, Universidade Federal do ABC  
Avenida: Dos Estados, 500, Barrio Bangu, 09210-580, Santo André - SP, Brasil.

E-mails: [joel.melo@ufabc.edu.br](mailto:joel.melo@ufabc.edu.br).

3. Empresa de distribuição de energia elétrica - CENTROSUR C.A  
Avenida: Max Uhle y Pumapungo, 010150, Cuenca, Equador.

E-mails: [szambrano@centrosur.gob.ec](mailto:szambrano@centrosur.gob.ec).

**Abstract**—Residential customers make up approximately 80% of total connections in the electricity distribution networks, and this is equivalent to about 35% of the energy supplied in the urban area. In cities with high urban growth, utilities need to tailor network equipment to ensure service delivery in the face of a significant increase in the number of customers. For this purpose, it is necessary to calculate the quantity and geographical location of the new customers to be connected to the energy network. In this paper, we propose a spatial-temporal estimation method that uses logistic regression to characterize the growth of residential customers by subareas. Subsequently, a spatial weighting regression adjusts the results considering the socioeconomic characteristics of the population and the influence of the development of neighboring subareas. The method was applied in an Ecuadorian city aiming to determine the increase of residential customers in the urban areas of the city. The results serve to evaluate the necessity for new electrical connections, in order to guarantee the provision of the service. Finally, to show the usefulness of the obtained results, the increase of the density of load associated with the new residential customers was calculated.

**Keywords**—Spatial-temporal estimation, maximum demand, planning of energy distribution systems, logistic distribution regression, geographically weighted regression, geographic information systems.

**Resumo**— Os consumidores residenciais representam aproximadamente 80% do total de ligações nas redes de distribuição de energia elétrica, isto é equivalente a um consumo em torno de 35% da energia fornecida na área urbana. Em cidades com alto crescimento urbano, as distribuidoras precisam adequar os equipamentos da rede para garantir o fornecimento do serviço diante de um aumento significativo de consumidores. Portanto, é necessário calcular a quantidade e a localização geográfica dos novos usuários a serem ligados na rede de energia. Neste artigo propõe-se um método de estimação espaço temporal baseado na regressão de distribuição logística, que é responsável por caracterizar o surgimento de novos usuários residenciais por subáreas. Logo após, uma regressão de ponderação espacial ajusta os resultados anteriores considerando as características socioeconômicas da população e a influência do desenvolvimento das subáreas vizinhas. O método proposto foi aplicado numa cidade Equatoriana visando estimar o crescimento de consumidores residenciais na zona urbana. O resultado é uma base de dados que mostra a distribuição espacial dos novos usuários residenciais que serão ligados na rede, sendo relevante para avaliar a necessidade de novas conexões elétricas, visando garantir o fornecimento do serviço. Finalmente, é calculado o aumento da densidade de carga associada aos novos consumidores.

**Palavras-chave**— Estimação espaço temporal, máxima demanda, planejamento de sistemas de distribuição de energia, regressão de distribuição logística, regressão ponderada geograficamente, sistemas de informação geográfica.

## 1. Introdução

O aumento na demanda de energia elétrica nas zonas urbanas está diretamente associado com o crescimento vertical e/ou horizontal das cidades. Dessa forma, o crescimento das zonas urbanas representa para às empresas distribuidoras de energia novas solicitações de fornecimento do serviço por parte das novas unidades consumidoras (ANEEL, 2015).

Dentro da área de concessão das empresas existem regiões ou subáreas com maior progresso econômico que outras, isto pode influenciar no desenvolvimento ou não das regiões vizinhas. A caracterização dessa influência permite as distribuidoras identificar as regiões que poderão ter maior crescimento da demanda de energia elétrica.

Para modelar a influência entre as regiões da zona de concessão das empresas distribuidoras é neces-

sário desenvolver estudos de previsão com caráter espacial, sendo conhecidos como previsão espacial por pequenas áreas. Tal classe de previsão auxilia no planejamento dos investimentos necessários para reforçar e expandir as redes que fornecem eletricidade nos locais com maior crescimento de demanda (Willis, 2002).

Em geral, o número de consumidores da classe residencial é maior que outras classes nas zonas urbanas (Grandjean, Adnot and Binet, 2012). Por exemplo, no Brasil a porcentagem de unidades consumidoras residencial é cerca de 85% do total de consumidores segundo os relatórios de consumo das distribuidoras apresentados à ANEEL (ANEEL, 2017). Assim, as empresas distribuidoras de energia realizam estudos de previsão focados a caracterizar o crescimento de carga dessa classe de consumidores. Uma forma de calcular o crescimento da carga é por meio da estimação de novos consumidores residenciais que poderão surgir na zona de concessão das empresas.

Nos últimos anos diversas técnicas de estimação têm sido aplicadas para determinar ou caracterizar o crescimento do número de consumidores residenciais (Heunis and Dekenah, 2010; Zhou, Yang and Shen, 2013; Asare-Bediako, Kling and Ribeiro, 2014; Hong and Fan, 2016). No entanto, essas técnicas têm realizado estimações a nível global, sem poder determinar o número de novos consumidores por pequenas regiões ou subáreas, e também sem considerar a influência do desenvolvimento das subáreas vizinhas. A estimação de novos consumidores em pequenas subáreas é uma informação importante para o planejamento da expansão das redes elétricas (Willis, 2002).

Com o intuito de calcular o crescimento de novos consumidores residenciais por subárea, este artigo apresenta um método de estimação espaço-temporal. A proposta considera que a cidade se encontra dividida por subáreas com suas respectivas informações demográficas, como é o caso da divisão feita pelo IBGE no Brasil, para a realização do censo demográfico.

O método proposto é formado por um módulo temporal e um módulo espacial. O módulo temporal utiliza a regressão de distribuição logística para caracterizar o crescimento de consumidores residenciais em pequenas subáreas. Já, o módulo espacial modela as características demográficas da região de estudo e as influências entre as subáreas. O resultado do método proposto é uma base de dados espacial que pode ser utilizada em sistemas de informação geográfica (SIG) para visualizar a distribuição dos novos consumidores, e para avaliação de análises de novas conexões.

Esse método foi aplicado em uma cidade da República do Equador a fim de determinar o aumento de consumidores residenciais a serem ligados na rede durante um horizonte de estudo de 5 anos. A cidade apresenta alto desenvolvimento urbano, e também é considerada uma das mais povoadas e mais importante do país. Os resultados obtidos permitem estimar a demanda associada aos novos consumidores para identificar as subáreas que precisam de maior investimento dos recursos no reforço e na expansão da rede. Finalmente, para avaliar os resultados da estimação do método proposto foram realizadas comparações com técnicas de regressão linear e não linear. Igualmente, os resultados foram confrontados com dados reais de novos consumidores residenciais registrados pela distribuidora do serviço elétrico.

## 2. Método proposto

O método proposto é aplicado por subáreas, nas quais as entidades responsáveis por coletar os dados do censo demográfico da população subdividem a cidade. A vantagem de aplicar o método em pequenas áreas é empregar as características socioeconômicas individuais de cada uma delas para melhorar a exatidão da estimação dos novos consumidores residenciais que serão ligados na rede de energia.

### 2.1 Módulo temporal

O módulo temporal utiliza o modelo matemático da regressão de crescimento logístico visando caracterizar o crescimento de novos consumidores residenciais que serão ligados na rede em cada subárea.

O modelo de crescimento logístico é muito utilizada na literatura especializada para caracterizar a evolução ao longo do tempo de uma variável de interesse (Banks, 2013). Sua representação matemática está dada pela expressão:

$$Y_t(s)_{obs} = \frac{Y_*(s)_{obs}}{1 + \left( \frac{Y_*(s)_{obs}}{Y_0(s)_{obs}} - 1 \right) e^{-a(s)t}} \quad (1)$$

Os dados usados para ajustar o módulo temporal são:

- $Y(s)_{obs}$ : Número esperado de novos consumidores residências, calculado na subárea  $s$ .
- $a(s)$ : Índice de crescimento anual de consumidores residenciais na subárea  $s$ .
- $Y_*(s)$ : Número máximo de consumidores residências que poderiam surgir na subárea  $s$ .
- $Y_0(s)$ : Número de consumidores residenciais ligados na rede no início do estudo, na subárea  $s$ .

Os parâmetros supracitados podem ser calculados utilizando dados históricos de consumidores residenciais ligados na rede juntamente com um dos métodos de interpolação da regressão de distribuição logística que foram explicados em (Banks, 2013).

O modelo de crescimento logístico tem sido amplamente utilizado em diversos estudos de engenharia, por exemplo: foi utilizado em (Yamaguchi, Miyachi and Shimoda, 2017) para estimar a evolução da probabilidade de utilizar sistemas de calefação, ventilação e ar condicionado, em novos edifícios construídos ou renovados. Em (Areffin *et al.*, 2017) foi utilizado para avaliar a vida útil dos transformadores imersos em óleo.

### 2.2 Módulo espacial

O módulo espacial emprega o modelo matemático da regressão ponderada geograficamente (GWR) com a finalidade de utilizar as características socioeconômicas e o desenvolvimento das subáreas vizinhas para ajustar os resultados do módulo temporal.

A GWR é uma ferramenta de análise espacial que utiliza características geográficas típicas de uma região em estudo com o intuito de determinar o comportamento de uma variável de interesse. Além disso, a GWR constrói uma matriz de ponderação espacial para considerar a influência das áreas vizinhas na determinação dos resultados (Brunsdon, Fotheringham and Charlton, 1996). A regressão GWR é representada pela expressão:

$$Y_t(s) = \sum_{n=1}^m \beta_{tn}(s) X_n(s) + \varepsilon(s) \quad (2)$$

Os parâmetros  $\beta_{t_n}$  são coeficientes de sensibilidade das variáveis socioeconômicas utilizadas no módulo espacial. Os  $\beta_{t_n}$  são determinados pela expressão:

$$\beta_{t_n}(s) = (X_n^T W(s) X_n(s))^{-1} X_n^T W(s) Y_{t_n}(s)_{obs} \quad (3)$$

$\varepsilon(s)$  é o que difere os valores de  $Y(s)$  dos valores de  $Y(s)_{obs}$ . Essa diferença é devida principalmente a:

- Os valores  $Y(s)_{obs}$  não são calculados considerando o desenvolvimento e as influências das subáreas vizinhas.
- A estratégia empregada para calcular os valores  $Y(s)_{obs}$  não considera as características socioeconômicas das subáreas.

Os dados usados para ajustar o módulo espacial são:

$X_n(s)$ : Variável socioeconômicas da subárea  $s$ .  
 $W(s)$ : Matriz de ponderação espacial.

Os valores  $Y(s)_{obs}$  são calculados pelo módulo temporal desse método proposto.

As variáveis  $X(s)$  são escolhidas do censo demográfico a critério da experiência do planejador.

As ferramentas SIG (Sistemas de Informação Geográfica) como: ArcGIS (ESRI, 2014) ou Terra-view (INPE, 2013), possuem *toolbox* que calculam a matriz  $W(s)$ , sendo apenas necessário introduzir um arquivo *shapefile* da região em estudo dividida por subáreas.

A regressão GWR tem sido amplamente utilizada em diversos estudos de engenharia, por exemplo: Em (Mejía *et al.*, 2016) foi utilizada para determinar o potencial de mercado de eletrodomésticos com alto consumo elétrico, considerando características socioeconômicas da população. Em (Li *et al.*, 2018) foi utilizada para correlacionar o preço da energia com a emissão de carbono, considerando: o desenvolvimento econômico, a estrutura industrial, a eficiência energética, o investimento energético e o consumo de energia da região em estudo.

### 2.3 Algoritmo proposto

Os passos para desenvolver o método proposto são os seguintes:

**Dados de entrada:** Parâmetros  $a(s)$ ,  $Y_*(s)$ ,  $Y_0(s)$ , variáveis socioeconômicas  $X(s)$  para cada subárea  $s$

**Passo 1.** Calcular os valores  $Y_t(s)_{obs}$ , por meio da equação (1),

**Passo 2.** Calcular os parâmetros  $\beta(s)$ , por meio da equação (3),

**Passo 3.** Calcular os valores  $Y(s)$ , através da equação (2),

**Dados de saída:** Base de dados espacial que pode ser utilizada em sistemas de informação geográfica (SIG) para visualizar a distribuição dos novos consumidores e para avaliação de análises de novas conexões.

Os passos supracitados são ilustrados na Figura 1 e podem ser desenvolvidos usando ferramentas SIG.

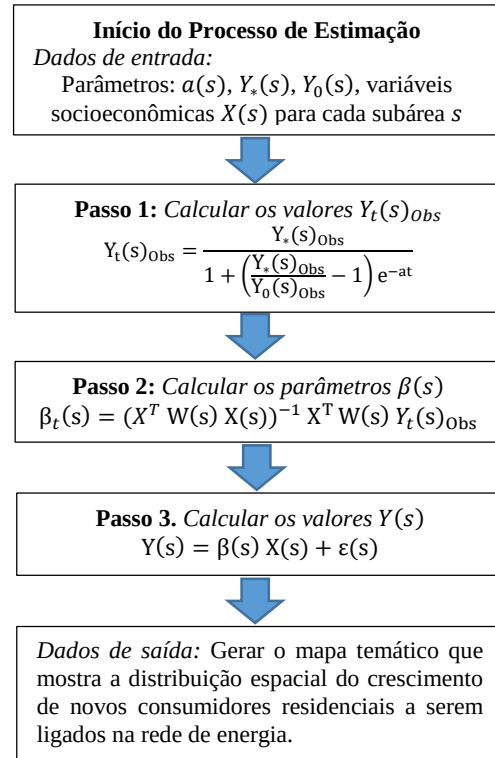


Figura 1. Fluxograma do algoritmo proposto

### 3. Caso de estudo

O método proposto foi aplicado em uma cidade com aproximadamente 330 mil habitantes. Essa cidade é considerada uma das mais importantes e com maior desenvolvimento urbano da República do Equador. O estudo realizado estima o crescimento de consumidores residenciais durante um período de 5 anos, que é o horizonte de tempo estabelecido em alguns países para fazer o planejamento de médio prazo.

O método proposto foi implementado no software ArcGIS 10.3 (ESRI, 2014) para utilizar a biblioteca *Network Analyst*, que facilita o cálculo dos parâmetros  $\beta(s)$ , e os valores  $Y(s)$  do módulo espacial.

As variáveis socioeconômicas utilizadas foram selecionadas do censo da população realizado no ano 2010, encontrando-se distribuídas em 775 subáreas.

#### 3.1 Calibração dos módulos temporal e espacial

A empresa de energia da cidade possui um registro histórico onde foi registrado a quantidade de consumidores residenciais ligados na rede nos últimos 5 anos. Para calcular os parâmetros  $Y_*(s)$ ,  $Y_0(s)$  e  $a(s)$  da equação de regressão logística foi utilizado o método de interpolação das diferenças finitas descrito em (Banks, 2013) e os dados de 4 anos de crescimento desse registro histórico. Os dados do quinto ano foi utilizado para comparar e avaliar os resultados da estimação do método proposto.

As variáveis socioeconômicas  $X(s)$  selecionadas para serem utilizadas no módulo espacial foram escolhidas baseadas na experiência dos planejadores da

rede. A significância estatística dessas variáveis foi avaliada mediante um estudo de correlação estatística com os valores  $Y(s)_{obs}$ , utilizando o método de correlação de Spearman. Após avaliar a correlação estatística dessas variáveis, vários testes do módulo espacial foram realizados com diferentes quantidades e combinações dessas variáveis até obter o melhor ajuste do parâmetro  $R^2$  ajustado, que é um resultado obtido pelo GWR. Finalmente, a combinação das características socioeconômicas que apresentou o melhor resultado do parâmetro  $R^2$  ajustado foram as seguintes:

- $X_1(s)$ : Proporção de residências da subárea, onde o responsável do lar tem emprego fixo.
- $X_2(s)$ : Proporção de residências da subárea, com serviço de internet.
- $X_3(s)$ : Potência elétrica instalada na subárea.
- $X_4(s)$ : Proporção de ruas com asfalto na subárea.

### 3.2 Resultados obtidos

Nas Figuras 2 e 3 é mostrado um mapa temático da cidade em estudo com a distribuição espacial do número de consumidores residenciais no início e no final do período de estimação, respectivamente.

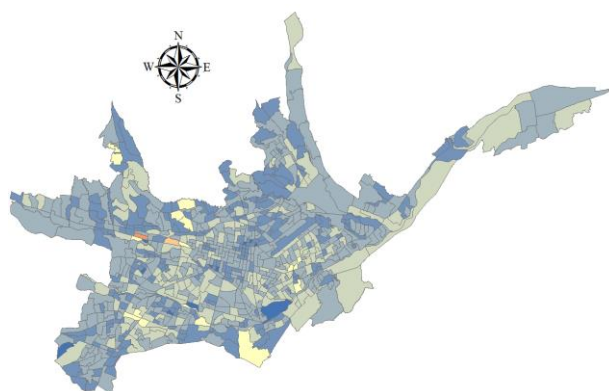


Figura 2. Número de consumidores residenciais no início do período de estimação (primeiro ano).

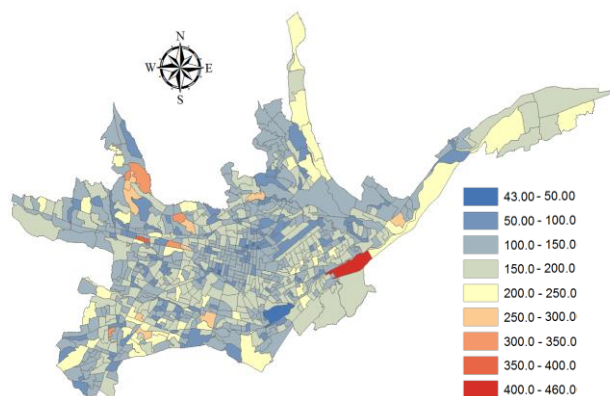


Figura 3. Número de consumidores residenciais no final do período de estimação (quinto ano).

A Figura 4 mostra a distribuição espacial do erro percentual por subárea da comparação entre o número de consumidores do quinto ano da base de dados versus o número estimado pelo método proposto no quinto ano do período de estudo.



Figura 4. Erro percentual da estimação de novos consumidores residenciais por subáreas. Estimação para o quinto ano.

Para avaliar a exatidão do método proposto versus outros métodos de estimação foram utilizadas as regressões linear e logarítmica para realizar a estimação de novos consumidores residenciais por subáreas. Os resultados foram comparados calculando três tipos de erros:

- DMA:** Desvio Médio Absoluto
- EMQ:** Erro Médio Quadrático
- EMPA:** Erro Médio Percentual Absoluto

O DMA mede o erro em unidades (quantidade de novos consumidores residenciais) e é calculado como a média do erro da estimação de cada técnica utilizada. O DMA foi calculado utilizando a expressão:

$$DMA = \frac{\sum |Y_R - Y_P|}{na} \quad (4)$$

O EMQ mede o erro em valores quadráticos das unidades e é calculado como a média do erro quadrático da estimação de cada técnica utilizada. Tal erro penaliza de forma quadrática as subáreas onde a diferença entre o valor real e o valor estimado é maior. O EMQ foi calculado utilizando a expressão:

$$EMQ = \frac{\sum (Y_R - Y_P)^2}{na} \quad (5)$$

O EMPA mede o erro em porcentagem e é calculado como a média do erro percentual absoluto da estimação de cada técnica utilizada. O EMPA foi calculado utilizando a expressão:

$$EMPA = \frac{\sum \frac{|Y_R - Y_P|}{Y_R}}{na} \quad (6)$$

Sendo:  $Y_R$  o número real de novos consumidores residenciais em cada subárea  $s$ ;  $Y_P$  o valor estimado pelo método; e  $na$  o total de subáreas da região de estudo.

Tabela I. Comparação dos erros nas estimções. Ano 2015

| 2015        | Estimação Regressão Linear | Estimação Reg. Logarítmica | Estimação Método proposto |
|-------------|----------------------------|----------------------------|---------------------------|
| <b>DMA</b>  | 4,0580 %                   | 1,5806 %                   | 0,6696 %                  |
| <b>EMQ</b>  | 66,4116                    | 10,5896                    | 7,4464                    |
| <b>EMPA</b> | 0,0271 %                   | 0,0105 %                   | 0,0036 %                  |

### 3.3 Cálculo do incremento da máxima demanda por subárea associada aos novos consumidores

Para realizar a estimação da máxima demanda solicitada pelos consumidores é comum as distribuidoras realizarem estudos para relacionar o consumo mensal em kWh com a máxima demanda em kW. Na área estudada o resultado da investigação é mostrado na Figura 5 em (Zambrano-Asanza and Molina, 2016).

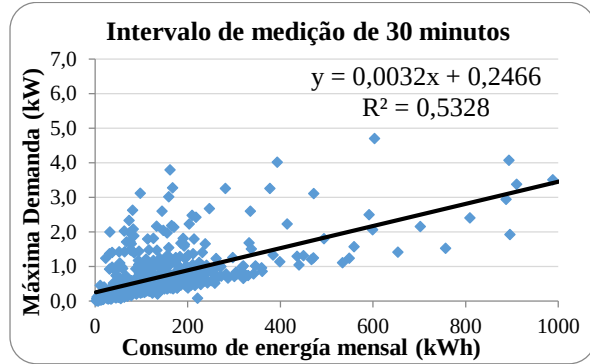


Figura 5. Máxima demanda (kW) VS consumo de energia (kWh).

Dessa forma, na estimação da demanda máxima de novos consumidores pode-se utilizar a expressão:

$$kW_{Max}(s) = 0,2466 + 0,0032 * kWh(s) \quad (7)$$

Sendo  $kWh(s)$  o consumo de energia projetado para o novo usuário residencial.

Adicionalmente, os consumidores residenciais existentes na área de estudo foram também classificados em grupos, de acordo com a quantidade de energia consumida por cada um deles (Zambrano-Asanza and Molina, 2016).

Neste trabalho considera-se que os novos consumidores residenciais de cada subárea ( $Y(s)$ ) terão consumo de energia semelhante aos consumidores já existentes. Assim, foi programada uma função de seleção aleatória para distribuir os resultados  $Y(s)$  entre os grupos de consumo existentes em cada subárea.

A demanda máxima não coincidente em cada subárea associada aos novos consumidores residenciais ( $kW_{nc}(s)$ ) é calculada utilizando a expressão:

$$kW_{nc}(s) = \sum_{n=1}^m Y_n(s) * kW_n(s) \quad (8)$$

- $m$ :** Total de grupos de consumo de energia, existentes na subárea  $s$ ;
- $Y_n(s)$ :** Número de novos consumidores que a função de seleção aleatória atribui ao grupo de consumo  $n$ ;
- $kW_n(s)$ :** Máxima demanda projetada para um novo consumidor do grupo  $n$ ;

Os valores  $kW_n(s)$  são calculados utilizando a expressão (7), sendo que o consumo de energia projetado para um novo consumidor residencial do grupo de consumo  $n$  ( $kWh_n(s)$ ) é calculado fazendo a média

aritmética do consumo de energia dos consumidores do grupo de consumo  $n$  existentes na subárea  $s$ .

Para realizar o planejamento dos investimentos nos reforços e expansão da rede de distribuição é mais útil conhecer o incremento da demanda coincidente associada aos novos consumidores. Assim, para obter a máxima demanda coincidente por subárea em kW é necessário multiplicar os resultados anteriores por um fator de coincidência. O fator de coincidência utilizado foi 0,45 (Zambrano-Asanza and Molina, 2016).

### 3.4 Cálculo do incremento da densidade de carga por subárea associado aos novos consumidores.

A densidade de carga representa a potência elétrica por unidade de área ( $\frac{kVA}{km^2}$  ou  $\frac{kW}{km^2}$ ). Esse termo é utilizado pelas empresas de energia para se referir ao consumo médio estatístico da quantidade de eletricidade demandada por todas as classes consumidoras. Também poderia se referir à capacidade de potência elétrica instalada por unidade de área. Neste trabalho é utilizado esse termo para definir o incremento da demanda por unidade de área devido aos novos consumidores residenciais que serão ligados na rede de distribuição.

A densidade de carga ( $kW/m^2$ ) foi calculada dividindo a máxima demanda coincidente pela área total de cada subárea da cidade em estudo. A Figura 6 mostra os resultados do incremento da densidade de carga associada aos novos consumidores residenciais que serão ligados na rede de energia.

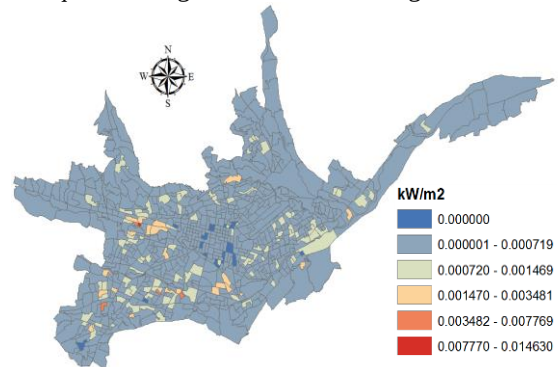


Figura 6. Incremento da densidade de carga ( $kW/m^2$ ) por subárea, associada aos novos consumidores residenciais.

### 3.5 Discussão dos resultados obtidos

Os resultados da Figura 3 mostram que existem subáreas com maior crescimento residencial que outras. Isto exige maior atenção dos planejadores do sistema para fazerem as adequações na rede a fim de garantir o fornecimento do serviço para os consumidores.

Os resultados apresentados na tabela I mostram que o método proposto apresenta melhor exatidão nos resultados da estimação (menor valor dos erros calculados). Isso é devido ao fato do método proposto ajustar uma curva de tendência do crescimento dos consumidores residenciais utilizando o desenvolvi-

mento de cada subárea e suas características socioeconômicas.

A Figura 5 mostra que novos consumidores a serem ligados no sistema exige a adequação dos equipamentos da rede para o fornecimento do serviço. Esses resultados evidenciam a importância da estimação por subáreas e a utilização de ferramentas SIG.

Um trabalho futuro seria fazer uma revisão bibliográfica mais ampla sobre o tema abordado neste trabalho, comparando as vantagens e desvantagens do método proposto e outros métodos. Além disso, os autores sugerem testar outras variáveis socioeconômicas e mostrar seus resultados em comparação com as variáveis sugeridas pelos experts.

Outra observação interessante seria testar o método proposto utilizando menos tempo de histórico dos dados de entrada, pois algumas localidades possuem menos informações históricas registradas. Isto com o intuito de validar se o método sugerido consegue bons resultados em áreas com baixo grau de informações registradas.

#### 4. Conclusões

Neste trabalho, apresentou-se um método de estimação espaço temporal para determinar o crescimento da quantidade de novos consumidores residenciais que serão ligados na rede de energia durante um período de 5 anos. O método proposto está formado por um módulo temporal e um módulo espacial. O módulo temporal utiliza a regressão de distribuição logística para caracterizar o crescimento dos consumidores residenciais em cada subárea. O módulo espacial considera as características socioeconômicas dos habitantes da subárea e as influências do desenvolvimento das subáreas vizinhas, a fim de ajustar os resultados obtidos pelo módulo temporal.

Os resultados obtidos mostram que dentro da área de concessão das empresas de energia existem subáreas com maior potencial de desenvolvimento urbano que outros. A importância do mapeamento dos resultados consiste em facilitar a tarefa de identificação de regiões e consequentemente as redes elétricas que serão mais impactadas com novos consumidores. Por outro lado, a combinação de uma ferramenta de análise temporal, junto com uma ferramenta de análise espacial permitem estimar melhor (maior exatidão) a realidade do crescimento de consumidores residenciais na área de estudo.

#### Agradecimentos

Este trabalho contou com auxílio financeiro da FAPESP (processos: 2015/21972-6, 2017/01909-3 e 2017/22577-9), do CNPq (processo 307281/2016-7) e da CAPES. Os autores agradecem a CENTROSUR C.A, pelos dados fornecidos.

#### Referências Bibliográficas

- (INPE), N. I. for S. R. (2013) *Terraview, TerraLib and TerraView Wiki Page*. Available at: <http://www.dpi.inpe.br/terraview> (Accessed: 4 April 2018).
- ANEEL (2015) *Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica*. Available at: [www.aneel.gov.br](http://www.aneel.gov.br).
- ANEEL (2017) *Relatórios de Consumo e Receita de Distribuição*. Available at: <http://www.aneel.gov.br>.
- Areffin, S. et al. (2017) 'Assessment of the Health Condition of Oil- Immersed Transformers Using Logistic Regression and Poisson Distribution', *3rd International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT)*, (December), pp. 7–9.
- Asare-Bediako, B., Kling, W. L. and Ribeiro, P. F. (2014) 'Future residential load profiles: Scenario-based analysis of high penetration of heavy loads and distributed generation', *Energy and Buildings*, pp. 228–238. doi: 10.1016/j.enbuild.2014.02.025.
- Banks, R. B. (2013) *Growth and diffusion phenomena: mathematical frameworks and applications*. Springer S. Berlin Heidelberg.
- Brunsdon, C., Fotheringham, A. S. and Charlton, M. E. (1996) 'Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity', *Geographical Analysis*, 28(4), pp. 281–298. doi: 10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x.
- esri (2014) *About ArcGIS | Mapping & Analytics Platform, work smarter with ArcGIS*. Available at: <http://www.esri.com/software/arcgis> (Accessed: 4 April 2018).
- Grandjean, A., Adnot, J. and Binet, G. (2012) 'A review and an analysis of the residential electric load curve models', *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, pp. 6539–6565. doi: 10.1016/j.rser.2012.08.013.
- Heunis, S. and Dekenah, M. (2010) 'A load profile prediction model for residential consumers', *energize*, pp. 46–49.
- Hong, T. and Fan, S. (2016) 'Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review', *International Journal of Forecasting*, 32(3), pp. 914–938. doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.11.011.
- Li, W. et al. (2018) 'Transmission mechanism between energy prices and carbon emissions using geographically weighted regression', *Energy Policy*. Elsevier Ltd, 115(August 2017), pp. 434–442. doi: 10.1016/j.enpol.2018.01.005.
- Mejía, M. A. et al. (2016) 'Regressão ponderada geograficamente para estimar a distribuição espacial do potencial de mercado de um eletrodoméstico com alto consumo de energia elétrica m', pp. 3064–3069.
- Willis, H. L. (2002) *Spatial Electric Load Forecasting*. 2nd Editio. Edited by Marcel Dekker. New York, NY 10016.
- Yamaguchi, Y., Miyachi, Y. and Shimoda, Y. (2017) 'Stock modelling of HVAC systems in Japanese commercial building sector using logistic regression', *Energy and Buildings*. Elsevier B.V., 152, pp. 458–471. doi: 10.1016/j.enbuild.2017.07.007.
- Zambrano-Asanza, S. and Molina, M. (2016) *Research and Characterization of the Load: Random Sampling by Strata*. Planning Department Report, CENTROSUR C.A: Cuenca, Ecuador.
- Zhou, K. Le, Yang, S. L. and Shen, C. (2013) 'A review of electric load classification in smart grid environment', *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, pp. 103–110.