

ESTIMAÇÃO ESPACIAL DA MIGRAÇÃO DE CONSUMIDORES RESIDENCIAIS PARA A TARIFA BRANCA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

PEDRO PAULO CUNHA¹, LUCAS TELES FARIA^{1,2}, ANTONIO PADILHA-FELTRIN^{1,3}

¹UNESP – Universidade Estadual Paulista, Câmpus de Ilha Solteira
Av. José Carlos Rossi, 1370, 15385-000, Ilha Solteira, São Paulo, Brasil

²UNESP – Universidade Estadual Paulista – Câmpus Experimental de Rosana
Av. dos Barrageiros, 1881, 19274-000, Rosana, São Paulo, Brasil

³UFABC – Universidade Federal do ABC – Câmpus de Santo André
Av. dos Estados, 5001, 09210-580, Santo André, São Paulo, Brasil

E-mails: pp.cunha64@yahoo.com.br, lucas.teles@unesp.br, ap.feltrin@gmail.com

Abstract — In this work the geographic space is incorporated to the study of the analysis of the potentialities of migration of residential customers for a white rate. The works evaluated in the theme do not incorporate the spatial analysis of geographic data. In general, they present the classes of consumption that most benefit from the adoption of the white rate and aspects related to the rate structure of electric energy in Brazil. However, the study of the characteristics of the place where the massive migration of customers to the white rate may be most likely can bring relevant information to direct the attention of energy distributors in the acquisition of meters and other equipment for certain regions of the city. In this way, a better design of the electrical system is promoted. The results of this work are probability maps to indicate the subareas where there is a higher probability of migrating customers to the white rate. These maps indicate that the central and eastern parts of the city are more likely to be consumer units able to migrate to the white rate for the years 2018 and 2019. Therefore, there is a trend of reducing peak demand in these regions.

Keywords — Spatial Analysis of Geographic Data, Demand Management, Energy Management, Time Signal, Electrical Energy Distribution System.

Resumo — Neste trabalho o espaço geográfico é incorporado ao estudo da análise das potencialidades de migração de consumidores residenciais para uma nova opção tarifária: a tarifa branca. Os trabalhos avaliados no tema não incorporam a análise espacial de dados geográficos. Em geral apresentam as classes de consumo que mais se beneficiam com a adoção da nova opção tarifária e aspectos relacionados à estrutura tarifária de energia elétrica no Brasil. No entanto, o estudo das características do lugar onde pode ser mais provável a migração massiva de consumidores para a tarifa branca pode trazer informações relevantes para direcionar a atenção das distribuidoras de energia na aquisição de medidores eletrônicos e outros equipamentos para determinadas regiões da cidade. Promove-se dessa forma um melhor dimensionamento do sistema elétrico. Os resultados deste trabalho são mapas de probabilidades úteis para indicar as subáreas onde há maior probabilidade de migração de consumidores para a tarifa branca. Esses mapas indicam que algumas regiões da cidade como a porção central e leste para os anos de 2018 e 2019 exibem maior probabilidade de unidades consumidoras aptas a migrar para a tarifa branca. Portanto, há nessas regiões uma tendência de redução da demanda de ponta (ou de pico).

Palavras-chave — Análise Espacial de Dados Geográficos, Gestão de Demanda, Gestão de Energia, Sinal Horário, Sistema de Distribuição de Energia Elétrica.

1 Introdução

A tarifa branca é uma modalidade tarifária opcional para consumidores em baixa tensão que entrará em vigor a partir de 2018 em todas as distribuidoras brasileiras. Conforme Figura 1, em 2018 apenas consumidores com consumo médio anual mínimo de 500 kWh podem aderir à tarifa branca; em 2019, esse patamar reduz-se para 250 kWh e; em 2020, todos consumidores podem aderir a essa nova modalidade tarifária (ANEEL, 2013; ANEEL, 2016). Não existe patamar mínimo de consumo para adesão de novos consumidores à tarifa branca.

A principal motivação para adoção da tarifa branca é o incentivo ao uso mais eficiente da rede de distribuição nos instantes de ponta. É dada uma sinalização tarifária adequada aos consumidores, com vistas à modulação da carga. Um sinal tarifário adequado significa uma tarifa superior em horário de ponta e inferior no horário fora de ponta. Incentiva-se dessa forma que o consumo em instantes com grande coincidência de demanda seja deslocado para instantes com menor carregamento da rede. Essa prática traz

consequências benéficas como a postergação de investimentos na rede de distribuição e benefícios econômicos aos próprios consumidores. Essa opção tarifária vai ao encontro da modicidade tarifária – um dos pilares do setor elétrico – dando um sinal tarifário mais real ao mercado (Cunha, 2017).

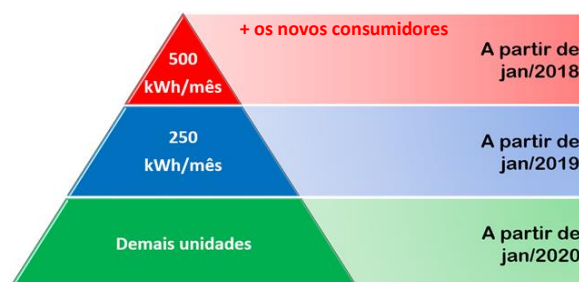


Figura 1. Cronograma de implantação da tarifa branca (ANEEL, 2016).

A opção da tarifa branca se mostra viável no contexto atual de recessão econômica, sucessivos aumentos da tarifa de energia, alto índice de desemprego, queda do poder de compra da população e;

por consequência, consumidores com dificuldades para quitar a fatura de energia.

Consumidores da baixa tensão das classes residencial, comercial e industrial podem avaliar a possibilidade de migrarem para essa nova modalidade tarifária com vistas a deslocar o consumo para horários fora da ponta nos quais a energia elétrica tem custo inferior. Obtém-se dessa forma uma economia na conta de energia elétrica.

No entanto, a migração para a tarifa branca não implica necessariamente em economia na fatura de energia. Caso o consumidor não consiga deslocar seus hábitos de consumo de energia para horários fora da ponta o mesmo poderá sofrer acréscimos na conta de energia. Nesse caso, convém permanecer na tarifa convencional. Em Limberger (2014), por exemplo, foram realizadas 125 medições de consumo em equipamentos e ramais de entrada de alguns consumidores. A referência conclui que 20% dos consumidores não teriam vantagens (redução) em suas faturas e sim acréscimos variando entre 0,45% e 12,11%.

O presente estudo enquadra-se nos trabalhos existentes no tema de Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD) com o viés espacial acrescido. Os mecanismos de GLD são definidos como processos que visam modificar o comportamento da demanda pelo consumidor de energia, de forma voluntária, por meio de sinais tarifários, incentivos financeiros e ações de conscientização (Santos, 2014).

De posse dos dados de consumo mensal em kWh e dos dados cadastrais das Unidades Consumidoras (UCs), desenvolve-se uma metodologia que permite o estudo das características socioeconômicas e da rede de distribuição de energia elétrica. Indicam-se as subáreas da cidade onde há maior possibilidade de migração de consumidores para a tarifa branca. Cada subárea está associada a uma *Taxa de Migração para Tarifa Branca – TMTB*. Conforme (1), a *TMTB* da *i-ésima* subárea consiste na razão entre o número de UCs candidatas à migração para tarifa branca e o número total de UCs residenciais.

$$TMTB_i = \frac{N^{\circ} UCs \text{ Candidatas}}{N^{\circ} Total \ UCs} \quad (1)$$

O resultado da metodologia proposta serão mapas de probabilidades. Esses mapas apresentam estimativas por subáreas do potencial de migração de UCs residenciais para esta nova modalidade tarifária no espaço geográfico da cidade.

Os mapas de probabilidade são uma ferramenta gráfica, de fácil interpretação e que indicam as subáreas com maior (e menor) número de UCs com potencial para migração para a tarifa branca. Podem ser utilizados como ferramenta para auxílio no planejamento de inúmeras ações como, por exemplo, a seleção otimizada das áreas que receberão mais (e menos) medidores eletrônicos, bem como estudos de previsão de demanda da cidade. Atenção especial é dada às regiões com maior indicativo de migração de UCs para tarifa branca e; como consequência, pode impactar na demanda de determinados alimentadores da cidade (Faria, 2016).

2 Migração para Tarifa Branca

2.1 A Tarifa Branca e o Fator k_z

Na Figura 2 estão representados os postos tarifários da tarifa branca – horários fora ponta (FP), intermediário (I) e ponta ou pico (P). O fator k_z é definido aproximadamente como sendo a diferença de preços entre a tarifa branca fora ponta e a tarifa convencional. Esse fator é função da classe de consumo e varia para cada distribuidora de energia. Leva em conta a caracterização da curva de carga e a relação de preços entre os postos da tarifa branca fora ponta e a tarifa convencional.

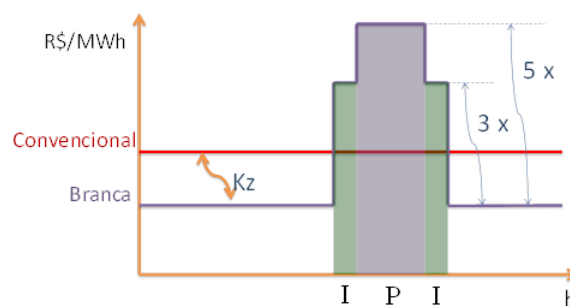


Figura 2. Representação dos postos tarifários da modalidade tarifária branca (Cunha, 2017).

Observa-se que a adesão de consumidores à tarifa branca é fortemente influenciada por investimentos feitos em publicidade por parte da distribuidora (informando os consumidores a respeito da opção tarifária branca) e pelo retorno financeiro dado ao consumidor ao aderir a ela – que é função do consumo mensal em kWh do mesmo e do fator k_z .

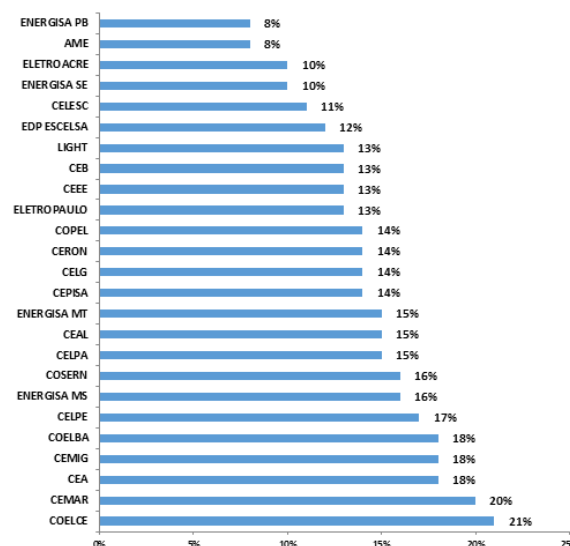


Figura 3. Diferença percentual entre a tarifa convencional e a tarifa branca fora ponta para algumas distribuidoras brasileiras. Adaptado de Comerc (2018).

Esse fator é o parâmetro que tem maior influência na maior ou menor adesão à tarifa branca. Quanto menor a distância entre a tarifa branca fora ponta e a tarifa convencional (k_z reduzido) menor adesão à tarifa branca. Isso, pois o benefício financeiro reduzido não compensa o esforço dos consumidores na mudança de seus hábitos de consumo de energia. A

Figura 3 ilustra a diferença percentual entre a tarifa convencional e a tarifa branca fora ponta para algumas distribuidoras de energia do Brasil¹.

É importante que o consumidor, antes de optar pela tarifa branca, avalie seu perfil de consumo e a relação entre a tarifa branca fora de ponta e a tarifa convencional. Quanto mais o consumidor deslocar seu consumo para o período fora ponta e quanto maior a diferença entre essas duas tarifas, maiores serão os benefícios advindos da adoção da tarifa branca.

3 Análise Espacial de Dados Geográficos

3.1. Análise Espacial por Áreas

Os consumidores com potencial para migração para a tarifa branca são caracterizados via análise espacial com taxas agregadas por áreas. No caso de análise espacial de áreas, os dados são em grande parte, oriundos de levantamentos populacionais tais como: censos demográficos, estatísticas de saúde e cadastramento de imóveis. As áreas são usualmente delimitadas por polígonos fechados onde se supõe haver homogeneidade interna, ou seja, mudanças importantes ocorrem somente nos limites das mesmas (Druck *et al.*, 2004).

Na análise espacial de dados agregados por áreas as variáveis são associadas a um determinado polígono, como é o caso de dados do IBGE, onde são fornecidas informações socioeconômicas por subáreas denominadas setores censitários. Para cada setor podem existir centenas de variáveis socioeconômicas tais como: renda média, número de indivíduos alfabetizados, número de pessoas atendidas por serviços básicos de água tratada e coleta de lixo e outras.

Neste trabalho, emprega-se regressão espacial geograficamente ponderada; modelos adequados para capturar a heterogeneidade espacial presente em dados do censo demográfico.

3.2 Modelos Geograficamente Ponderados

Os modelos geograficamente ponderados ou *Geographically Weighted Models* (GWMs) representam uma família de modelos ponderados localmente, que visam explorar a heterogeneidade espacial presente nos dados. Entre esses modelos há a regressão espacial geograficamente ponderada ou *Geographically Weighted Regression* – GWR (Fotheringham; Brunson; Charlton, 2002). Baseia-se no ajuste de um modelo de regressão a cada ponto observado localizado na coordenada geográfica s . As demais observações são ponderadas como função da distância a esse ponto.

A matriz de ponderação $W(s)$, o tipo de distância adotada, a função de ponderação (ou função de *ker-*

nel) e a largura de banda b são aspectos cruciais que influem no desempenho da GWR. Esses aspectos são abordados nas seções subsequentes.

A Matriz de Ponderação $W(s)$

A construção da matriz de ponderação $W(s)$ é uma das etapas de maior relevância para a GWR. Ela representa a dependência espacial presente nos dados. A matriz de ponderação é uma matriz diagonal $n \times n$ onde n é o número de amostras ou de observações denotando a ponderação geográfica associada a cada ponto de observação i localizado na coordenada s_i do plano bidimensional, ou da superfície considerada.

Para esse estudo, a matriz de ponderação considerada, leva em conta o fato de que áreas próximas exercem maior influência do que áreas mais distantes, conforme a primeira lei de Tobler da geografia (Tobler, 1970).

1) *Função de Kernel*: O ajuste da ponderação local w_{ij} é calculado através de uma função de ponderação ou função de *kernel* baseada nas proximidades entre o ponto observado i e todos os outros j -ésimos pontos em torno dele.

Neste estudo emprega-se uma função de *kernel* Gaussiano para determinação dos elementos w_{ij} da matriz de ponderação $W(s)$ a qual é definida em (2) em sua forma contínua usual:

$$w_{ij} = e^{\left(-\frac{d_{ij}^2}{2b^2}\right)} \quad (2)$$

sendo b o raio de influência ou largura de banda (*bandwidth*) e d_{ij} a distância entre a observação i localizada na coordenada s e o j -ésimo ponto.

2) *Tipo de Distância d_{ij}* : Seja d_{ij} a distância entre os centroides da subárea alvo i e de cada uma das demais subáreas j . A partir de (2) observa-se que à medida que se aumenta d_{ij} , a ponderação w_{ij} decai de valor. Neste estudo adota-se a distância Euclidiana definida em (3):

$$d_{XY} = \left(\sum_{n=1}^2 |x_i - y_i|\right)^{1/2} \quad (3)$$

sendo d_{XY} a distância entre $X = (x_1, x_2)$ e $Y = (y_1, y_2) \in \mathbb{R}^2$ pontos localizados no plano bidimensional.

3) *Largura de Banda da Função de Kernel*: O tamanho do espectro de varredura é controlado via parâmetro largura de banda b da função de *kernel* cujo valor decai com aumento da distância d_{ij} . Dessa forma, áreas vizinhas mais próximas exercem maior influência do que áreas vizinhas mais distantes.

A construção da matriz de ponderação baseia-se fundamentalmente na seleção da largura de banda b para uma função espacial de *kernel* que regula o nível de suavização dessa função. Pequenos valores de b produzem muitos picos (tendendo a um compor-

¹ Observa-se na Figura 3 que em alguns casos há uma diferença percentual relevante entre as tarifas convencional e branca fora ponta para distribuidoras em regiões próximas – por exemplo, COELCE (21%) e ENERGISA PB (8%). Aparentemente, essa diferença percentual deveria ser próxima, pois o horário de ponta é idêntico em ambas sendo das 17:30 às 20:30. A razão da disparidade deve-se a outros custos que compõem a estrutura tarifária das distribuidoras. Uma análise detalhada desses itens foge ao escopo deste trabalho (ANEEL, 2015; ANEEL, 2017).

tamento aleatório), enquanto valores grandes produzem uma função mais suave, que se aproxima dos resultados de modelos de regressões espaciais globais (Fotheringham, 2014).

A largura de banda pode ser especificada como uma distância fixa ou como um número fixo de subáreas vizinhas mais próximas que reflete o tamanho da amostra local – distância adaptativa. Distâncias fixas são adequadas para cidades cujas subáreas têm áreas semelhantes (grade regular) enquanto que a distância adaptativa é adequada para o caso contrário.

Conforme Lu *et al.* (2014), a largura de banda adaptativa assegura informação local suficiente e constante para cada ponto de calibração local – centroide das subáreas.

Neste trabalho, a largura de banda é definida com base na distância adaptativa, pois a cidade em análise possui grade irregular de subáreas.

B Resumo Estatístico Geograficamente Ponderado

O resumo estatístico geograficamente ponderado ou *Geographically Weighted* (GW) é um precursor essencial para aplicação de quaisquer modelos geograficamente ponderados (Gollini *et al.*, 2015).

Sejam os atributos ou variáveis z e y em uma subárea qualquer i onde w_{ij} são elementos da matriz de ponderação $W(s)$. As expressões (4)–(7) são métricas para análise estatística geograficamente ponderada. São elas: média GW, desvio padrão GW, coeficiente de correlação de Pearson GW e covariância GW, respectivamente.

$$\mu(z_i) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (4)$$

$$s(z_i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} (z_j - \mu(z_i))^2}{\sum_{j=1}^n w_{ij}}} \quad (5)$$

$$\rho(z_i, y_i) = \frac{c(z_i, y_i)}{s(z_i)s(y_i)} \quad (6)$$

$$c(z_i, y_i) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} [(z_j - \mu(z_i))(y_j - \mu(y_i))]}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (7)$$

O desvio padrão em (5) ressalta subáreas com alta variabilidade para um dada variável as quais podem ser exploradas via regressão GW, por exemplo. A correlação GW em (6) apresenta uma avaliação preliminar da relação não estacionária entre a variável dependente (variável de estudo) e a variável independente (ou variável explicativa) de uma regressão GW.

C. Regressão Geograficamente Ponderada

A GWR é uma técnica de regressão não estacionária que modela relacionamentos espacialmente variáveis. Comparado com uma regressão básica global, os coeficientes GWR são funções da localização espacial s e tem modelo padrão descrito conforme (8):

$$Y(s) = \beta(s)X + \varepsilon \quad (8)$$

sendo $Y(s)$ a variável aleatória dependente (ou variável de estudo) representando o processo na localização s ; X são as variáveis independentes (ou variáveis explicativas) no ponto s ; ε é o erro aleatório em s e $\beta(s)$ são os parâmetros ou coeficientes estimados das variáveis independentes X em s . Os parâmetros $\beta(s)$ do modelo são estimados via mínimos quadrados para o caso não espacial conforme (9):

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (9)$$

A expressão (9) pode ser generalizada usando um método de ajuste local conforme consta em (10):

$$\beta(s) = (X^T W(s) X)^{-1} X^T W(s) Y \quad (10)$$

Por fim, esboça-se $Y(s)$ via mapas temáticos que apresentam o resultado da regressão geograficamente ponderada – GWR.

4 Estudo de Caso: Aplicação da Metodologia em uma Cidade do Mato Grosso do Sul (MS)

Nesta seção determina-se via mapas de probabilidade a localização das subáreas onde há quantidade massiva de consumidores residenciais candidatos a adoção da nova opção tarifária via regressão espacial ponderada geograficamente – GWR.

A metodologia proposta pode ser implementada em quaisquer programas para análise estatística. Neste trabalho todas as simulações foram realizadas no programa estatístico *R* versão 2.15.3 (R Core Team, 2015). Empregam-se as bibliotecas do *software R* *GWmodel* e *spgwr* para executar o resumo estatístico GW e a regressão espacial GWR (Bivand; Pebesma; Gómez-Rubio, 2008; Lu *et al.*, 2014; Gollini *et al.*, 2015).

4.1 Dados de Entrada

Este estudo foi realizado na zona urbana de um município do Estado de Mato Grosso do Sul (MS) com aproximadamente 300 mil UCs.

Com base na economia adquirida a partir da migração para tarifa branca da faixa de consumidores com consumo entre 221 a 500 kWh/mês e no relatório de pesquisa e hábitos de MS, ficou constatado que consumidores nesta faixa e acima dela possuem perfis com características de consumo comercial. Logo, esses consumidores são fortes candidatos a migrarem para a tarifa branca (Cunha, 2017).

Foi feita a estimação das curvas características de carga com base na metodologia de Francisquini (2011) para um consumidor com consumo nas faixas consideradas: 0–79, 80–220, 221–500, 501–1000 e acima de 1000 kWh/mês. Com isso foram calculados os ganhos econômicos previstos por faixa para um consumidor dentro desses intervalos por intermédio de uma modulação média de carga de 10% no consumo.

A partir das análises de Cunha (2017) emprega-se o valor limite mínimo de consumo de 320 kWh/mês para a classe residencial do município em análise.

Consumidores com consumo igual ou superior a esse patamar têm maior economia na tarifa de energia ao aderirem à tarifa branca; portanto, são os consumidores candidatos à migração e que estão presentes no numerador de (1).

A taxa de migração para tarifa branca (*TMTB*) é a variável dependente ou variável de estudo da regressão espacial. Essa taxa é construída a partir do consumo mensal em kWh das UCs e do número total de UCs por subáreas conforme (1).

A taxa de migração para a nova opção tarifária *TMTB* é associada com as características socioeconômicas de cada subárea (variáveis explicativas ou variáveis independentes) oriundas do censo demográfico IBGE (2010) via regressão espacial GWR.

As variáveis supracitadas estão descritas na Tabela 1. As variáveis dependentes *TMTB18* e *TMTB19* são uma estimativa inicial da probabilidade de migração de consumidores para a opção tarifária branca.

As variáveis independentes (ou explicativas) são: *Renda* (*REN*), *alfabetizados* (*ALF*), *número de moradores* (*MOR*) e *residências com 03 banheiros* (*WC*).

Tabela 1. Descrição das variáveis analisadas por subáreas.

	Variáveis	Síglas	Descrições
Variáveis Independentes	Renda	REN	Rendimento médio mensal dos chefes de família por domicílios particulares (com e sem rendimento)
	Alfabetizados	ALF	Chefes de família alfabetizados
	Número de Moradores	MOR	População residente em domicílios particulares
	Residências com 03 Banheiros	WC	Domicílios particulares com 03 banheiros de uso exclusivo dos moradores
Variáveis Dependentes	Taxa de Migração para Tarifa Branca 2018	TMTB18	Razão entre o número de UCs com consumo a partir de 320 kWh e o número total de UCs por subárea
	Taxa de Migração para Tarifa Branca 2019	TMTB19	Razão entre o número de UCs com consumo a partir de 250 kWh e o número total de UCs por subárea

Dentre as centenas de variáveis do censo demográfico as variáveis explicativas da Tabela 1 são aquelas que têm maior associação qualitativa com a possibilidade de migração de consumidores para tarifa branca. Quanto maior o consumo em kWh/mês dos consumidores, maior o desconto que pode ser dado na fatura de energia; portanto, maior o incentivo para migração do referido consumidor para a tarifa branca. O consumo de energia está diretamente relacionado com as variáveis explicativas *renda* (*REN*) e *residências com 03 banheiros* (*WC*). A variável explicativa *alfabetizados* (*ALF*) está relacionada com a maior possibilidade de o consumidor compreender a economia na fatura de energia que o mesmo pode aferir ao migrar para a tarifa branca.

4.2 Análise Exploratória: Resumo Estatístico Geograficamente Ponderado

Uma etapa imprescindível da análise exploratória por áreas consiste na identificação da estrutura de correlação espacial que melhor descreva os dados. A identificação do grau de dependência entre duas variáveis é uma importante ferramenta para auxílio à formulação de hipóteses sobre a dependência espacial no fenômeno em estudo e o estabelecimento de relações de causa e efeito (Druck *et al.*, 2004).

Nesta seção empregam-se as métricas para execução do resumo estatístico geograficamente ponderado – vide seção 3.2-B.

Apresentam-se como exemplificação nas Figuras 4 e 5, respectivamente, o desvio padrão geograficamente ponderado (GW) para a variável dependente *TMTB18* – conforme (5) – e o coeficiente de correlação de Pearson GW entre as variáveis *TMTB18* e *Renda* – conforme (6).

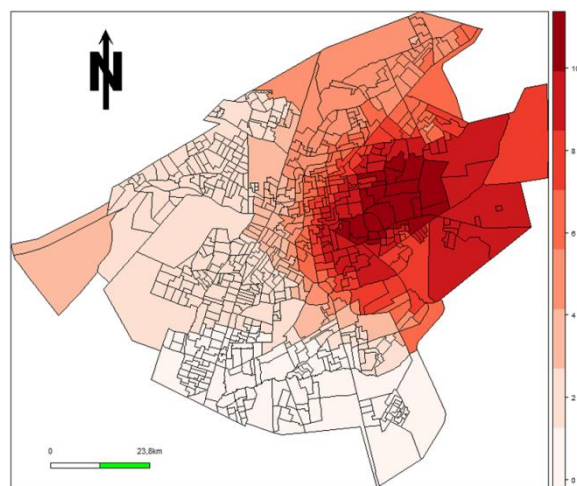


Figura 4. Resumo estatístico geograficamente ponderado: Desvio padrão da taxa de migração para a tarifa branca *TMTB18*.

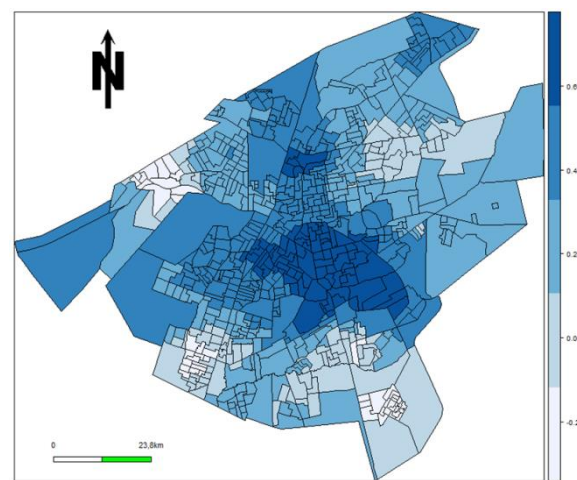


Figura 5. Resumo estatístico geograficamente ponderado: Coeficiente de correlação de Pearson entre *TMTB18* e *Renda*.

A partir da Figura 4 observa-se a alta variação da *TMTB18* nas regiões nordeste e leste da cidade. Subáreas com alta variabilidade podem ser exploradas adequadamente via regressão GW – a ser realizada na seção 4.3.

Depreende-se da Figura 5 que há uma relação não estacionária entre as variáveis *TMTB18* e *Renda*.

Existe uma correlação altamente positiva na parte central da cidade.

A alta variabilidade da variável *TMTB18* (Figura 4) e a relação não estacionária entre as variáveis *TMTB18* e *Renda* (Figura 5) são indicativos de que um modelo de regressão local geograficamente ponderado como a GWR pode ser mais eficaz para explorar a heterogeneidade presente nos dados espaciais do que um modelo mais simplificado de regressão global.

Diversas outras análises exploratórias poderiam ser feitas envolvendo as variáveis da Tabela 1 e as expressões (4) – (7) do resumo estatístico GW, mas não o serão devido à limitação de espaço.

4.3 Mapas de Probabilidades da Migração de Consumidores Residenciais para a Tarifa Branca

A regressão geograficamente ponderada em (8) – seção 3-C – é executada com uso das variáveis descritas na Tabela 1. Os coeficientes β das variáveis independentes (ou explicativas) para cada subárea são encontrados conforme (10).

As Tabelas 2 e 3 contêm métricas da estatística descritiva (valores mínimos e máximo, mediana e amplitude) dos coeficientes das variáveis independentes para as regressões GWR envolvendo as variáveis dependentes *TMTB18* e *TMTB19*, respectivamente.

A variação local dos coeficientes β da GWR apresentados na coluna *Amplitude* (diferença entre os coeficientes máximo e mínimo para cada variável explicativa) das Tabelas 2 e 3 é um indicativo de não estacionaridade. Isso demonstra a viabilidade da técnica para o presente estudo de caso. Caso não existisse essa variação, a GWR seria desinteressante para esta base de dados e um modelo mais simplificado (regressão global) poderia ser utilizado (Bivand; Pebesma; Gómez-Rubio, 2008).

Tabela 2. Coeficientes estimados β para as variáveis independentes (ou explicativas) do modelo GWR para *TMTB18*.

Variáveis (Siglas)	Mínimo	Mediana	Máximo	Amplitude
REN	-0,00156	0,00044	0.0035	0,00506
MOR	-0,03796	-0,00122	0.0176	0,05556
WC	-0,13760	0,01808	0.1243	0,26190
ALF	-0,07141	0,00282	0.1328	0,20421

Tabela 3. Coeficientes estimados β para as variáveis independentes (ou explicativas) do modelo GWR para *TMTB19*.

Variáveis (Siglas)	Mínimo	Mediana	Máximo	Amplitude
REN	-0,00521	0,00099	0,00580	0,01101
MOR	-0,05165	-0,00368	0,04050	0,09215
WC	-0,16720	0,06165	0,31290	0,48010
ALF	-0,17470	0,00950	0,19290	0,36760

De posse dos coeficientes β basta empregar (8) para obter a estimativa da taxa de migração *real* para a tarifa branca associada às variáveis socioeconômicas da Tabela 1 – *TMTB18* e *TMTB19* Figuras 6 e 7, respectivamente.

Nas Figuras 6 e 7 têm-se os mapas de probabilidade da migração de consumidores residenciais para a tarifa branca para os anos de 2018 e 2019, respectivamente.

As legendas das Figuras 6 e 7 têm formatos idênticos. Na Figura 6, por exemplo, tem-se a legenda “0-5% (75,1%)” para as subáreas em cor branca. Significa que essas subáreas possuem *TMTB18* percentual estimada pela regressão GWR variando entre 0% e 5%. A percentagem entre parênteses indica que 75,1% da população da cidade estão concentradas nessas subáreas em cor branca.

Observa-se na Figura 6 o mapa de probabilidades com a *TMTB18* estimada por subárea. Essa taxa é maior nos setores censitários da porção central e leste da área urbana onde estão concentrados os bairros mais nobres da cidade em análise. No entanto, a maioria da população da classe residencial (75,1%) encontra-se em subáreas com baixa *TMTB18* estimada – entre 0% e 5%. Isso, pois no primeiro ano da implementação da tarifa branca, em 2018, são considerados apenas consumidores com consumo médio anual acima de 500 kWh – vide Figura 1.

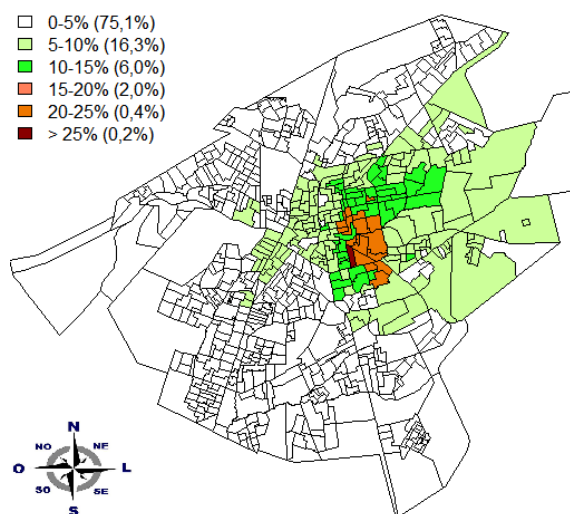


Figura 6. Mapa de probabilidade com a taxa estimada da migração de consumidores residenciais para a tarifa branca em 2018.

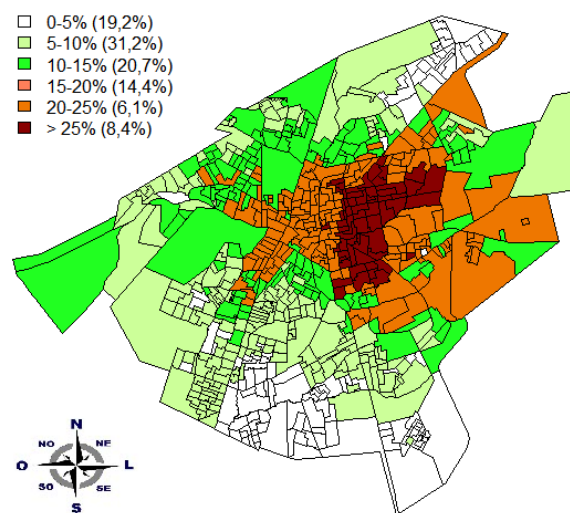


Figura 7. Mapa de probabilidade com a taxa estimada da migração de consumidores residenciais para a tarifa branca em 2019.

A Figura 7 contém o mapa de probabilidades com a *TMTB19* estimada por subárea. Observa-se que essa taxa; em comparação com *TMTB18*, tem valores superiores em quase todas as subáreas. A parte majoritária da população (31,2%) encontra-se em subáreas com *TMTB19* variando entre 5% e 10%. Os maiores valores da *TMTB19* estão localizados na região central da cidade e nas subáreas ao redor dessa região.

O motivo da elevação da *TMTB19* é que a partir do ano de 2019, os consumidores com consumo médio anual entre 250 e 500 kWh já podem migrar para tarifa branca e; a partir de 2020, todas as faixas poderão aderir à nova tarifa – exceto os consumidores da subclasse baixa renda – vide Figura 1. Como o limite mínimo das faixas de consumo foi de 320 kWh/mês, os mapas de 2019 e 2020 são idênticos.

A partir da função *bw.gwr()* da biblioteca *GWmodel* encontra-se uma largura de banda *b* para uma determinada regressão geograficamente ponderada ao otimizar uma função selecionada. Para a validação cruzada, esta função pontua o erro quadrático médio de predição para as regressões geograficamente ponderadas, escolhendo a largura de banda que minimiza essa quantidade.

Para execução do resumo estatístico GW e dos mapas de probabilidade via GWR utilizou-se a função de *kernel* Gaussiano em (2) com largura de banda adaptativa $b = 19$ subáreas vizinhas – vide seção 3.2-A.

4.4 Validação da Metodologia

Comumente dados reais são utilizados para validação de metodologias. No entanto, como a tarifa branca está em fase de implantação no ano de 2018; portanto, dados reais ainda não estão disponíveis.

Pode-se comparar a *TMTB* estimada via regressão espacial GWR (Figuras 6 e 7) com a pesquisa de posses e hábitos (PPH) descrita em Cunha (2017).

Essa pesquisa foi realizada em 2013 durante o processo de revisão tarifária. Ela avaliou a percepção dos consumidores frente a um desconto na fatura de energia elétrica decorrente de uma mudança nos hábitos de consumo.

Foi realizado um questionário com 127 indivíduos adultos. Conforme Figura 8, os resultados indicaram que 34% dos entrevistados não estão dispostos a alterar seus hábitos de consumo de energia. Para 20%, caso o desconto fosse maior, haveria disposição para mudança. Para 46% com um desconto de apenas 10% na fatura de energia já seria suficiente para proceder a uma mudança nos hábitos de consumo de energia.

Para validação pode-se considerar um cenário otimista: nos mapas de probabilidade das Figuras 6 e 7 todos os consumidores que residem em subáreas cujas *TMTBs* estimadas são superiores a 15% irão migrar para a tarifa branca. Nesse cenário, 2,6% (2,0% + 0,4% + 0,2%) e 28,9% (14,4% + 6,1% + 8,4%) da população irão migrar para a tarifa branca em 2018 e 2019, respectivamente.

Conforme PPH na Figura 8, 46% dos indivíduos entrevistados estão dispostos a mudarem hábitos de consumo para obter descontos na tarifa de energia. Portanto, conclui-se que os valores estimados para a

TMTB, mesmo em um cenário mais otimista, são mais conservadores frente aos obtidos na PPH.

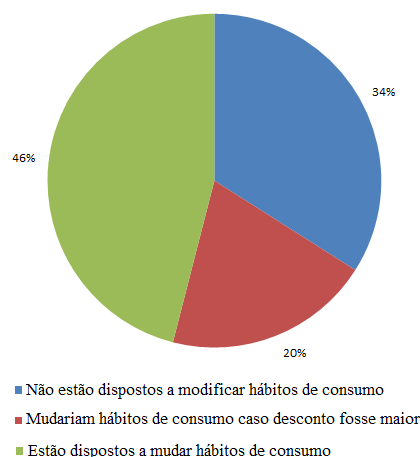


Figura 8. Resultado da pesquisa de posses e hábitos – PPH (Cunha, 2017).

Observa-se que o universo reduzido de pessoas entrevistadas compromete o resultado da PPH que pode estar superestimado com respeito ao percentual de pessoas que potencialmente vão migrar para tarifa branca.

A metodologia empregada neste trabalho foi aplicada em uma cidade de porte médio com 300 mil habitantes utilizando dados reais das UCs da cidade em análise e do censo demográfico IBGE. Ela pode ser estendida a outros municípios a partir dos dados de consumo disponíveis e do estudo do perfil socioeconômico da região em estudo.

Todas as simulações foram executadas em um computador pessoal com processador *Intel Core i5*; 1,6 GHz e memória RAM de 6 GB.

5 Conclusão

Neste estudo o espaço geográfico foi incorporado ao estudo da migração de consumidores residenciais para a tarifa branca. As subáreas mais prováveis onde se teriam mais UCs aptas a migrarem para tarifa branca foram mostradas em mapas de probabilidades para uma cidade de Mato Grosso do Sul.

Conclui-se das análises realizadas que algumas regiões do município como a porção central e leste para os anos de 2018 e 2019 exibem uma maior probabilidade de UCs aptas à migrarem para a tarifa branca. Isso implica que nessas regiões há uma tendência de redução de demanda de ponta no sistema das subestações que atendem essas UCs.

Dessa forma, a distribuidora poderá priorizar os investimentos de reforços de linhas e subestações em outras regiões em detrimento dessa região, onde a partir das análises, não seria necessário uma expansão das linhas e subestações do sistema de distribuição no curto prazo.

A comparação da *TMTB* estimada mostrou-se conservadora frente à PPH cujos valores podem estar superestimados dado o número reduzido de pessoas entrevistadas.

A análise espacial da migração de consumidores para tarifa branca mostrou-se relevante para o

direcionamento mais eficiente dos investimentos das concessionárias de distribuição de energia elétrica.

Agradecimentos

Este trabalho contou com apoio financeiro parcial da FAPESP – Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (projeto: 2015/21972-6) – e do CNPq – Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (projeto: 307281/2016-7).

Referências Bibliográficas

- Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL (2013). Relatório de Análise das Contribuições da Audiência Pública nº 043/2013, Brasília, DF: SRC/ANEEL.
- Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL (2015). Cálculo das Tarifas de Uso do Sistema de Distribuição – TUSD – e de Tarifa de Energia – TE – da Companhia Energética do Ceará – COELCE - relativas à revisão tarifária periódica de 2015 – Versão Audiência Pública nº 74/2015, Brasília, DF: SGT/ANEEL.
- Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL (2016). Resolução Normativa Nº 733, de 6 de Setembro de 2016. Brasília, DF.
- Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL (2017). Cálculo das Tarifas de Uso do Sistema de Distribuição – TUSD – e de Tarifa de Energia – TE – da EPB – Energisa Paraíba – Distribuidora de Energia relativas à revisão tarifária periódica de 2017 – Versão Audiência Pública nº 162/2017, Brasília, DF: SGT/ANEEL.
- Bivand, R.S.; Pebesma, J.; Gómez-Rubio, V. (2008). Applied spatial data analysis with R. Springer, New York.
- Comerc (2018). Vale a pena adotar a tarifa branca de energia? Jan.2018. [Online]. Disponível em: <<http://www.panoramacomerc.com.br>>.
- Cunha, P. P. (2017). Análise Espaço-Temporal da Migração de Consumidores Residenciais para a Tarifa Branca. Qualificação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, SP.
- Druck, S.; Carvalho, M. S.; Câmara, G.; Monteiro, A. V. M. (2004). Análise Espacial de Dados Geográficos. Ed. Embrapa, Brasília, DF.
- Faria, L. T (2016). Estimção Espaço-Temporal das Perdas Não Técnicas no Sistema de Distribuição de Energia Elétrica. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, SP.
- Fotheringham A. S. (2014). Geographically weighted regression with a non-Euclidean distance metric: a case study using hedonic house price data. International Journal of Geographical Information Science.
- Fotheringham, A. S.; Brunsdon, C.; Charlton, M. (2002). Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships. John Wiley & Sons, Chichester.
- Francisquini, A. A. (2011). Estimção de Curvas de Carga em Pontos de Consumo e em Transformadores de Distribuição. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, SP.
- Gollini, I., Lu, B., Charlton, M., Brunsdon, C., Harris, P. (2015). GWmodel: An R Package for Exploring Spatial Heterogeneity Using Geographically Weighted Models. Journal of Statistical Software, Vol. 63, Issue. 17, pp. 1-42.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (2010). Censo Demográfico. Rio de Janeiro. Disponível em: <www.ibge.gov.br>.
- Limberger M. A. Estudo da Tarifa Branca para a Classe Residencial pela Medição de Consumo de Energia e de Pesquisa de Posse e Hábitos. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2014.
- Lu, B.; Harris, P.; Chalton, M.; Brunsdom, C. The GWmodel R package: further topics for exploring Spatial Heterogeneity using Geographically Weighted Models. Geo-spatial Information Science, Singapore, v. 17, n. 2, p. 85-101, 2014.
- R Core Team (2015). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>.
- Santos, L. L. C (2014). Metodologia para Análise da Tarifa branca e da Geração Distribuída e de Pequeno Porte nos Consumidores Residenciais de Baixa Tensão. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS.
- Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. Economic Geography, vol. 46, p. 234-240.