

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

MARIO ANDRÉS MEJÍA ÁLZATE

**PREVISÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE DEMANDA INCLUINDO
ALTERAÇÕES NOS HÁBITOS DE CONSUMIDORES RESIDENCIAIS**

Ilha Solteira - SP
2016

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

MARIO ANDRÉS MEJÍA ÁLZATE

**PREVISÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE DEMANDA INCLUINDO
ALTERAÇÕES NOS HÁBITOS DE CONSUMIDORES RESIDENCIAIS**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica do Câmpus de Ilha Solteira - UNESP, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Automação.

Prof. Dr. Antônio Padilha Feltrin
Orientador

Ilha Solteira – SP
2016

FICHA CATALOGRÁFICA

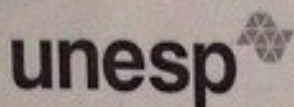
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

M516p Mejia Alzate, Mario Andres.
Previsão espaço-temporal de demanda incluindo alterações nos hábitos de consumidores residenciais / Mario Andres Mejia Alzate. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2016
70 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2016

Orientador: Antonio Padilha Feltrin
Inclui bibliografia

1. Previsao espacial de carga . 2. Regressao espacial GWR. 3. Regressao de distribuição logística . 4. Sistemas de informação geográfica .



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Ilha Solteira

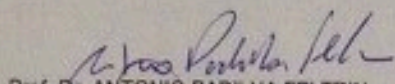
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Previsão espaço-temporal de demanda incluindo alterações nos hábitos de consumidores residenciais

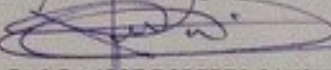
AUTOR: MARIO ANDRES MEJIA ALZATE

ORIENTADOR: ANTONIO PADILHA FELTRIN

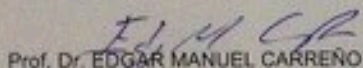
Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: AUTOMAÇÃO pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. ANTONIO PADILHA FELTRIN

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO

Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade Estadual do Oeste do Paraná

Ilha Solteira, 19 de dezembro de 2016

*Ao grande Deus, Ele é meu guia,
minha força e meu sustento, sempre me
enche de inteligência e sabedoria para
alcançar ótimos resultados nos meus
projetos; aos meus pais, Liliana e
Mario, por seus ensinamentos, exemplo
e o apoio incondicional em todos os
momentos da minha vida.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por tudo quanto tem feito para comigo e com minha família. Pelas grandes bênçãos, pela oportunidade e o privilégio de conhecer esse maravilhoso país, **Brasil**.

Agradeço a meus pais Liliana e Mario pelo apoio incondicional, pelo amor e o carinho; pelo esforço que eles têm feito por mim, pelo bom exemplo e os valores ensinados.

Agradecimentos especiais aos professores doutores Antônio Padilha Feltrin e Joel David Melo Trujillo, pela dedicação e orientação no trabalho desenvolvido, pela oportunidade e a confiança depositada em mim para trabalharmos juntos. Ao professor Rubén Romero e sua família por sua ajuda desde minha chegada ao Brasil.

Agradecimentos especiais à empresa de energia Centrosur. C.A. Cuenca-Ecuador, que propiciou todas as informações necessárias para testar o método proposto. Também agradeço aos engenheiros Miguel Arévalo e Sergio Zambrano integrantes da equipe de planejamento da empresa de energia Centrosur C.A. pelas orientações, recomendações e o apoio fornecido durante o desenvolvimento deste trabalho.

Agradecimentos aos meus amigos, irmãos, companheiros, da família Ágape, pelo carinho, pelo apoio e os bons conselhos, pelas orações e as experiências vividas. Sempre levarei cada um de vocês no meu coração.

Agradeço aos colegas do LaPSEE que tanto me apoiaram durante este tempo. Sem ajuda deles não poderia ter concluído este trabalho. Também agradeço a todos os professores do programa de pós-graduação em engenharia elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira.

Agradeço a UNESP, ao departamento de Engenharia Elétrica da FEIS pela oportunidade de continuar com meus estudos de pós-graduação nas suas instalações. A CAPES pelo apoio financeiro.

“Confia no Senhor de todo o teu coração, e não te estribes no teu próprio entendimento. Reconhece-o em todos os teus caminhos, e ele endireitará as tuas veredas. Não sejas sábio a teus próprios olhos; teme ao Senhor e aparta-te do mal. Isso será saúde para a tua carne; e refrigério para os teus ossos”.

Provérbios 3:5-8

RESUMO

Neste trabalho é apresentado um método que permite determinar o crescimento espaço-temporal da demanda de energia elétrica devido às mudanças nos hábitos de consumo no setor residencial. A proposta é baseada em uma regressão ponderada geograficamente que permite determinar a localização espacial dos setores com maior proporção de residências candidatas para comprar um novo eletrodoméstico, e uma regressão de distribuição logística que permite simular em cada setor, como vai ser o crescimento ao longo do tempo dessa proporção de residências candidatas para comprar o aparelho. Finalmente, o método determina o impacto nas curvas de carga dos transformadores de distribuição, considerando: o número de residências candidatas em cada setor, e informações do eletrodoméstico em estudo, tais como: curva de carga em p.u, potência nominal, fator de utilização, fator de coincidência e fator de potência. A região em estudo é dividida em pequenas subáreas, com o objetivo de melhorar a resolução espacial do prognóstico, e também considerar interrelações de proximidade entre as subáreas, para determinar como as decisões tomadas em um local influenciam nas preferências de seus vizinhos. O método proposto usa como dados de entrada variáveis socioeconômicas do censo da população que são de fácil acesso para as empresas do setor elétrico e que caracterizam a economia e as preferências da população da cidade em estudo. O método proposto foi aplicado em uma cidade de médio porte da República do Equador a fim de determinar o crescimento espaço-temporal da demanda de energia devido à compra de fogões de indução. Os resultados obtidos são mapas que permitem identificar os setores mais vulneráveis para apresentar crescimento da demanda devido à compra do eletrodoméstico. Também são apresentados gráficos que mostram o impacto nas curvas de carga dos transformadores durante o período de estudo estabelecido. Esses resultados fornecem informações importantes que servem de referência no planejamento do sistema de distribuição e do mercado de energia elétrica.

Palavras-chave: Análise espacial. Distribuição logística. Previsão espacial de carga. Previsão temporal de carga. Sistemas de informação geográfica. Planejamento de redes de distribuição. Regressão geograficamente ponderada.

ABSTRACT

This work presents a method to determine the spatial-temporal growth of electric energy demand due to changes in consumption habits in the residential sector. The proposal is based on a geographically weighted regression that allows us to determine the spatial location of the sectors with the highest proportion of candidate households to buy a new appliance, and a logistic distribution regression that allows us to simulate in each of these sectors, the growth over time, the proportion of households that are candidates to buy this appliance. Finally, the method determines the impact on the load curves of the distribution transformers, considering: the number of candidate households in each sector, and information of the home appliance, such as: load curve in *pu*, nominal power, utilization factor, Coincidence factor and power factor. The study area is divided into small subareas with the aim of improving the spatial resolution of the prognosis and also considers the interrelation of proximity between the subareas to determine how decisions made in one place can influence the preferences of its neighbors. The input data of the proposed method are socioeconomic variables of the population census, which are easily accessible to companies in the electricity sector, and which characterize the economy and the preferences of the population of the studied city. The method was applied in a medium-sized city of the Republic of Ecuador in order to determine the spatial-temporal growth of energy demand due to the purchase of induction stoves. The results obtained are maps that allow identifying the most vulnerable sectors to show increased demand due to the purchase of the appliance. Also, graphs were obtained that show the impact on the load curves of the transformers during the established study period. These results provide important information that serve as a reference in planning the distribution system and the electricity market.

Keywords: Spatial analysis. Logistic distribution. Spatial charge forecast. Temporary forecast of load. Geographic information systems. Planning of distribution networks. Geographically weighted regression.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Crescimento esperado da demanda de energia, ao nível global da área de serviço.	25
Figura 2	Crescimento esperado da demanda de energia, ao nível local (subárea) da área de serviço.	25
Figura 3	Diferentes tipos de períodos de crescimento de demanda de energia que podem apresentasse nos setores de uma mesma cidade.	27
Figura 4	Classificação dos métodos de previsão de carga.	28
Figura 5	Classificação dos métodos de previsão de carga segundo técnicas matemáticas estatísticas.	29
Figura 6	Classificação dos métodos de previsão de carga segundo técnicas matemáticas de inteligência artificial.	29
Figura 7	Classificação dos métodos de previsão de carga segundo a análise de micro áreas.	30
Figura 8	Distribuição espacial do número de residências que são de propriedade dos moradores em cada um dos setores da cidade em estudo.	32
Figura 9	Ilustração da taxa de crescimento (a) e da taxa de crescimento Específico (b) para funções: exponencial, logística e exponencial Confinada.	36
Figura 10	Tendências da equação de distribuição logística segundo seus parâmetros.	38
Figura 11	Curvas de carga em <i>p.u</i> dos clientes residências da cidade em estudo classificadas por subclasse.	41
Figura 12	Curvas de carga em kW dos fogões de indução, medida em um grupo de 30 fogões.	42
Figura 13	Perfil de carga em <i>pu</i> dos fogões de indução medida em intervalos de 60 minutos.	42
Figura 14	Definição do fator de coincidência	43
Figura 15	Fluxograma do algoritmo proposto.	48
Figura 16	Uso de solo da cidade em estudo.	49
Figura 17	Distribuição espacial do estudo de potencial de mercado do produto	52

Figura 18	Distribuição espacial dos $\beta(s)$ da variável $X1$.	53
Figura 19	Distribuição espacial dos $\beta(s)$ da variável $X2$.	53
Figura 20	Distribuição espacial dos $\beta(s)$ da variável $X4$.	54
Figura 21	Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões.	55
Figura 22	Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões no ano base	57
Figura 23	Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões no ano 1.	58
Figura 24	Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões no ano 2.	58
Figura 25	Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões no ano 3.	58
Figura 26	Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões no ano 4.	59
Figura 27	Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões no ano 5.	59
Figura 28	Impacto na curva de carga do Trafo. 1 _50 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	63
Figura 29	Impacto na curva de carga do Trafo. 2 _50 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	63
Figura 30	Impacto na curva de carga do Trafo. 3 _50 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	64
Figura 31	Impacto na curva de carga do Trafo. 4 _25 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	64
Figura 32	Impacto na curva de carga do Trafo. 5 _50 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	65
Figura 33	Impacto na curva de carga do Trafo. 6 _50 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	65
Figura 34	Impacto na curva de carga do Trafo. 7 _37,5 kVA devido à instalação dos fogões	66
Figura 35	Impacto na curva de carga do Trafo. 8 _25 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	66

Figura 36	Impacto na curva de carga do Trafo. 9 _37,5 kVA devido à instalação dos fogões	67
Figura 37	Impacto na curva de carga do Trafo. 10 _50 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Fator de coincidência segundo o número de fogões em uso simultâneo	43
Tabela 2	Potência nominal e fator de utilização dos fogões de indução considerados.	55
Tabela 3	Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano base.	60
Tabela 4	Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano um.	60
Tabela 5	Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano dois.	61
Tabela 6	Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano três	61
Tabela 7	Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano quarto	62
Tabela 8	Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano quinto	62
Tabela 9	Evolução do carregamento (%) dos transformadores, devido à compra dos fogões	68

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Definição do problema	16
1.2	Revisão bibliográfica	18
1.3	Estrutura do trabalho	21
2	VISÃO GLOBAL DO PROGNÓSTICO DE DEMANDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	23
2.1	Conceitos básicos	23
2.2	Distribuição espacial da densidade de carga	24
2.3	Características do crescimento da demanda elétrica	25
2.4	Fatores que influenciam no crescimento da demanda elétrica	27
2.5	Classificação dos métodos de previsão de demanda elétrica	28
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA PARA A ANÁLISE DE ÁREAS, MODELOS DE CRESCIMENTO DA CARGA E A CONSTRUÇÃO DE CURVAS DE CARGA	31
	<i>PARTE 1 . ANÁLISE DE ÁREAS E A SUA APLICAÇÃO NA SIMULAÇÃO DAS DINÂMICAS URBANAS</i>	31
3.1	Modelos de regressão	33
3.1.1	<i>Regressão espacial GWR</i>	33
	<i>PARTE 2. MODELOS DE CRESCIMENTO E A SUA APLICAÇÃO NA SIMULAÇÃO DAS DINÂMICAS URBANAS</i>	35
3.2	Modelos de crescimento	35
3.2.1	<i>Distribuição exponencial</i>	35
3.2.2	<i>Distribuição logística</i>	36
3.2.3	<i>Distribuição exponencial confinada</i>	36
3.3	Distribuição logística e suas propriedades	37
3.4	Pressupostos da distribuição logística	38
3.5	Parâmetros da equação da distribuição logística	39
	<i>PARTE 3. CONSTRUÇÃO DE CURVAS DE CARGA</i>	39
3.6	Curvas de carga dos transformadores	39
3.7	Construção da curva de carga dos fogões de indução	41

4	MÉTODO PROPOSTO PARA DETERMINAR O CRESCIMENTO ESPAÇO-TEMPORAL DA CARGA RESIDENCIAL DEVIDO AS MUDANÇAS NOS HABITOS DE CONSUMO	44
4.1	Módulo espacial	44
4.2	Impacto na curva de carga dos transformadores	45
4.3	Módulo temporal	46
4.4	Algoritmo proposto	47
5	APLICAÇÃO DA METODOLOGIA PROPOSTA	49
5.1	Calibração do método proposto	50
5.1.1	<i>Módulo espacial</i>	<i>50</i>
5.1.2	<i>Impacto dos fogões na curva de carga dos transformadores</i>	<i>55</i>
5.1.3	<i>Módulo temporal</i>	<i>56</i>
5.2	Resultados obtidos	57
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	69
6.1	Conclusões	69
6.2	Produções bibliográficas	70
6.2	Trabalhos futuros	70
	REFERÊNCIAS	72
	ANEXOS	76
	<i>Anexos A: Estudo de viabilidade econômica e custo-benefício para a caracterização do ano base.</i>	<i>76</i>
	<i>Anexos B: Análise de correlação estatística das variáveis socioeconômicas</i>	<i>77</i>

INTRODUÇÃO

A previsão de carga é uma das principais tarefas que deve ser executada com antecedência ao planejamento da distribuição de energia elétrica, pois permite predizer os estados futuros do sistema e estimar a quantidade de energia que será necessária para atender a demanda dos clientes.

A previsão espacial de carga é uma ferramenta que permite fazer um prognóstico das exigências de energia que terá a rede, sendo que os resultados obtidos são representados por meio de mapas temáticos (representação geográfica das informações) que permitem a visualização da distribuição espacial da densidade de carga (WILLIS, 2002). Desta forma, é mais fácil localizar as subáreas que apresentarão aumento no consumo de energia e também estimar quanto será esse incremento. Além disso, os resultados obtidos servem de referência para verificar se a capacidade instalada no sistema de distribuição está adequada para suprir tal crescimento. O processo de previsão permite dividir a área de estudo em subáreas para melhorar a resolução do prognóstico espacial e ilustrar de forma mais detalhada o crescimento da demanda, isto é conhecido como prognóstico de pequenas áreas ou planejamento por quadrículas.

Para desenvolver uma metodologia adequada de previsão de carga é necessário definir o tipo de problema a ser estudado e os fatores que o estão gerando.

1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

O crescimento da demanda elétrica nos sistemas de distribuição de energia deve-se principalmente a dois fatores: novos consumidores conectados na rede e mudança nos hábitos de consumo dos usuários existentes. O primeiro fator engloba influências produzidas por eventos como: crescimento natural da cidade, migrações dos habitantes dentro da cidade, eletrificação de subáreas que não tinham o serviço de energia elétrica, entre outros. Enquanto o segundo fator inclui eventos como: mudanças no preço da energia, incremento no salário dos consumidores, uso de eletrodomésticos com alto consumo de energia elétrica, entre outros. A maior parte das metodologias desenvolvidas para avaliar o aumento da carga considera que novos usuários na rede é o principal fator de crescimento da demanda. No entanto, a compra massiva e o uso frequente de eletrodomésticos de alto consumo podem alterar consideravelmente a carga na área residencial de uma cidade.

O avanço tecnológico permitiu a criação de novos aparelhos domésticos que servem para reduzir o tempo e esforço na realização das tarefas diárias do lar. Alguns desses eletrodomésticos são: secadoras de roupas, lavadoras de louça, painéis elétricas, fogões elétricos, entre outros. Estes eletrodomésticos apresentam alta eficiência elétrica e até têm sido utilizados para substituir outros de baixa eficiência. No entanto, o uso frequente deste tipo de aparelhos pode aumentar o consumo de energia elétrica. Por exemplo, o uso de um fogão elétrico (*cooktop*) de 4 kW de potência, durante 2 horas no dia, resultará em um consumo de 240 kWh por mês. Assim, a compra massiva desse fogão em um determinado setor, pode incrementar consideravelmente o consumo elétrico de uma cidade. O sistema elétrico de potência não está planejado para se adaptar automaticamente às grandes variações na carga. Portanto, é muito importante executar técnicas de previsão espacial que considerem mudanças nos hábitos de consumo para determinar o crescimento no consumo de energia, e assim, poder fazer os investimentos necessários no sistema para oferecer um serviço eficiente, confiável e econômico, que satisfaça aos consumidores e que respeite os padrões de qualidade e confiabilidade impostos pelas agências reguladoras.

Por outro lado, a compra de tais aparelhos domésticos depende de vários fatores: preço de venda, adequações para sua instalação, confiabilidade do produto, entre outros, dificultando que todos os habitantes das zonas urbanas possam adquiri-los. Desta forma, para poder analisar o impacto no incremento da carga por parte destes aparelhos, deve-se estudar seu potencial de mercado.

O potencial de mercado é estudado pelas empresas que desejam ofertar um produto, determinando a proporção de habitantes que podem adquiri-lo. Em geral, tais estudos não se encontram disponíveis para as empresas de distribuição de energia. Além disso, a falta de um centro adequado de medição para detectar mudanças no hábito do consumo dificulta a determinação do crescimento da carga, sendo assim, é difícil definir os planos de expansão da rede elétrica. Para superar esta dificuldade, neste trabalho apresenta-se um método que permite fazer prognóstico do crescimento espaço-temporal da demanda de energia elétrica, devido às mudanças nos hábitos de consumo do setor residencial. A proposta é baseada em uma regressão ponderada geograficamente que permite dividir a área de estudo em pequenas subáreas para fazer uma análise mais detalhada, aproveitando as características socioeconômicas de cada setor para determinar o potencial de mercado de um novo eletrodoméstico. Também é usada uma regressão de distribuição logística que permite caracterizar a evolução temporal desse potencial de mercado. O método utiliza uma função de

seleção aleatória para selecionar o qual transformador associar as residências candidatas para comprar o eletrodoméstico, e assim, determinar o número de residências associadas a cada transformador. A metodologia proposta neste trabalho foi aplicada em uma cidade de médio porte da República do Equador, a fim de calcular o crescimento da demanda elétrica devido à compra massiva de fogões de indução. O governo desse país iniciou um programa de incentivos para diminuir o consumo de gás liquefeito de petróleo (*GLP*). Uma das ações que está sendo executada é a troca de fogões a gás por fogões de indução. Isto está gerando mudanças nos hábitos de consumo de energia elétrica do setor residencial. Tais mudanças exigem que a empresa distribuidora de energia realize estudos de previsão espaço-temporal da carga, para identificar os setores que apresentarão maiores alterações ao longo do tempo, e assim, tomar as decisões necessárias para o planejamento da rede e do mercado da energia. Os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta são coletados na forma de um banco de dados que contem todas as informações sobre o impacto nas curvas de carga dos transformadores devido à proporção de residências candidatas para comprar o eletrodoméstico, e a evolução temporal desse impacto nos transformadores. Essas informações servem de referência para fazer planejamento do sistema de distribuição e do mercado da energia elétrica.

Para facilitar a observação do impacto nas curvas de carga dos transformadores devido ao crescimento do consumo elétrico, são apresentados gráficos das curvas de carga de alguns transformadores dos setores da área em estudo.

Na seção seguinte será apresentado um resumo histórico das principais metodologias desenvolvidas na literatura especializada para fazer análise do crescimento espacial da densidade de carga nos sistemas de distribuição.

1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Ao longo da história vêm sendo desenvolvidas diversas metodologias para determinar o crescimento espaço-temporal da densidade de carga. Nos anos 50, se fez necessária a representação espacial do sistema de energia para planejar a sua expansão. O processo foi feito considerando uniformidade na densidade de carga sobre áreas com forma geométrica regular (VAN WORMER, 1954). Depois, nos anos 60, foram desenvolvidas outras metodologias baseadas no uso de solo para estudar as relações entre as classes de consumidores e a sua respectiva densidade de carga. Isto era feito com base na intuição do planejador (LAZZARI, 1962). Os mapas de uso de solo determinam como o espaço urbano

será ocupado, estes mapas são obtidos mediante um processo de análise de imagens. Essas informações são de difícil acesso para as empresas de distribuição de energia elétrica, por isso, são utilizados os mapas de zoneamento, que permitem ter uma noção de como deveria ser a distribuição das áreas de uma cidade. Mas, o uso desse tipo de mapa pode acarretar muitos erros no modelo de simulação, pois na maioria das vezes o executado difere consideravelmente do planejado (ALMEIDA, 2007).

Na década dos 70, o desenvolvimento tecnológico da computação permitiu a utilização de curvas de carga (período de 24 horas) para cada classe de consumidor, e assim, fazer a previsão espacial de demanda considerando diversos cenários para os eventos futuros, (WILLIS; GREGG; CHAMBERS, 1978).

Com o intuito de melhorar a resolução espacial das áreas geográficas de estudo, que se ajustem às necessidades do planejamento da expansão da rede elétrica, os métodos citados anteriormente utilizam grades regulares (WALL; THOMPSON; NORTHCOTE-GREEN, 1979).

Na década dos 80 foi desenvolvida uma grande quantidade de técnicas para previsão espacial da demanda. A maior parte dessas metodologias foi resumida no trabalho desenvolvido por Willis e Northcote-Green (1983) para o problema de previsão espacial de carga. Esse trabalho é uma importante base de impulso para o desenvolvimento de outros trabalhos de previsão espacial de carga.

No trabalho de Willis, Engel e Buri, (1995) é apresentada uma técnica que usa diversos tipos de dados: blocos de imagens de satélite, dados de consumidores, dados de medições de carga e curvas de uso final. Esses dados são usados para calibrar um modelo celular que faz análise e projeção de uso final do solo.

Em Parlos *et al.*, (1996) é apresentado um sistema inteligente híbrido baseado em uma rede neural artificial calibrada por meio de um banco de dados históricos que contém informações de temperaturas, ajuste de preço da eletricidade, área de serviço de consumidores, população e alguns indicadores econômicos. Isto com o intuito de fazer o planejamento do sistema de distribuição para longo prazo.

Chow e Tram (1997) apresentam diversas teorias e metodologias para considerar o desenvolvimento urbano na previsão do crescimento espacial da carga, para isto, foram utilizados mapas de preferências de uso de solo, que consideram as características próprias dos pontos de interesse e do seu entorno.

Em Chow, Zhu e Tram (1998) é apresentado um método multiobjectivo, em que cada objetivo tem uma ponderação relativa com referência aos outros objetivos considerados. Todos os objetivos consideram às preferências dos clientes em relação a sua localização e a proximidade das diferentes partes de interesse da cidade, assim como os custos dos terrenos.

Em Wu, Tsa e Lu, (1999) é apresentada uma ferramenta de informação geográfica para facilitar a elaboração de mapas. Os autores utilizaram a teoria do *cluster* para determinar as regras e as funções dos modelos nebulosos que determinam as diversas mudanças de carga que pode apresentar cada subárea.

Em Miranda e Monteiro (2000) é apresentada uma técnica baseada em um modelo de inferência nebulosa para determinar as regras de que permitem classificar e caracterizar as preferências de uso do solo. O sistema de inferência nebuloso proporciona informações de interesse para um autômato celular que faz alocação espacial das cargas.

Em Willis (2002) são apresentadas numerosas técnicas para fazer previsão espacial de demanda. Nesse trabalho também são apresentadas algumas discussões importantes sobre a resolução espacial, erro espacial, informações necessárias para criar um modelo de simulação de previsão espacial, entre outros. Este trabalho de Willis é um dos mais importantes desenvolvidos na área de previsão espacial de carga.

Pode-se observar que a maior parte dos trabalhos citados anteriormente faz referência ao uso de solo e as preferências dos usuários para cada classe de uso do solo, com o intuito de determinar os dados de entrada das metodologias de previsão espacial. Isto é muito importante quando se trabalha com modelos de simulação para determinar o crescimento da carga. Essas técnicas também suportam aplicação de teorias de planejamento urbano, por exemplo, uso da teoria de incertezas no modelo de extração de conhecimento (YANG; ZHANG; MAO, 2006) a fim de caracterizar melhor as preferências dos usuários. Também podem ser utilizadas outras técnicas que ajudam obter essas preferências, como: aplicação de um algoritmo heurístico evolutivo para geração de novas regras para determinar o futuro uso do solo (CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2008).

Nas últimas décadas, também têm sido utilizadas imagens de satélites para estudar a saturação de pequena área, e assim, determinar o desenvolvimento da cidade. Como é mostrado no trabalho de Vasquez-Amez *et al.*, (2008).

Os modelos celulares têm sido aplicados intensamente para a simulação espaço-temporal do crescimento da densidade de carga, por exemplo: no trabalho de He *et al.* (2009) é apresentado um autômato celular que simula as mudanças de uso do solo e em seguida, por

meio de uma regra de conversão calcula a quantidade de carga requerida em cada subárea. Em Yang *et al.*, (2008), é apresentada outra classe de autômato que considera 4 razões que causam o crescimento de carga. Também, em Carreño, Rocha e Padilha-Feltrin (2011) é apresentado um autômato celular que simula o crescimento da densidade de carga de uma cidade considerando regras estatísticas simples. No trabalho de Melo, Carreño e Padilha-Feltrin, (2012b) é proposto um sistema multiagente que simula as dinâmicas urbanas considerando o crescimento natural (centro para a periferia) e o crescimento não natural (devido à construção de infraestruturas).

A previsão espacial de carga tem chamado muito interesse em países cujas economias estão em desenvolvimento (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2012a), como Brasil, Rússia, Índia e China. Esses países são caracterizados por ter um rápido crescimento urbano conforme explicado por Persky e Wiewel (1996), Batty (2007) e Mcgranahan e Martine (2012). Esse rápido crescimento urbano também gera um incremento acelerado no consumo de energia elétrica pelos usuários do sistema de distribuição. Assim, torna-se importante para as empresas de serviço elétrico a realização dos investimentos necessários para poder ter a capacidade suficiente de abastecer esse incremento, sendo tal desafio uma das justificativas para o desenvolvimento deste trabalho.

Nas últimas décadas, têm-se desenvolvido diversos trabalhos que utilizam modelos espaço-temporais para fornecer informações importantes na tomada de decisões para resolver problemas do sistema de distribuição de energia elétrica. Por exemplo, a previsão espacial da carga elétrica (MELO *et al.*, 2016), a estimativa das perdas não técnicas em zonas urbanas (FARIAS; MELO; PADILHA-FELTRIN, 2016), previsão de energia solar para redes inteligentes (BESSA; TRINDADE; MIRANDA, 2015), previsão de fasores de tensão nodal (HASSANZADEH; EVRENOSOĞLU; MILI, 2016).

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado em seis capítulos, apresentados a seguir:

- O Capítulo 1 é introdutório e apresenta uma breve definição sobre o tema abordado neste trabalho, que é “Previsão espacial de carga”. Neste capítulo também são apresentadas uma definição do problema e uma revisão bibliográfica sobre trabalhos já desenvolvidos para o prognóstico do crescimento espacial da demanda de energia elétrica.

- No Capítulo 2 apresenta-se uma visão global dos tópicos mais relevantes que envolvem o prognóstico de demanda nos sistemas de distribuição de energia elétrica. Começa-se com algumas definições básicas, algumas tendências do crescimento da demanda e finaliza-se com a classificação de algumas técnicas desenvolvidas para fazer previsão espacial de demanda. Isto é feito com o intuito de apresentar ao leitor os conceitos básicos necessários sobre previsão de demanda de carga, e assim facilitar o entendimento deste trabalho.
- No Capítulo 3 é abordada a fundamentação teórica dos modelos matemáticos através dos quais foi baseada a metodologia proposta. O primeiro modelo é baseado na análise de áreas e reconhecimento de padrões espaciais. Isto para identificar como uma subárea pode ser influenciada por fatores da sua vizinhança. No segundo modelo são analisados padrões de crescimento que descrevem a evolução temporal de um determinado evento. Por fim, apresenta-se a metodologia adotada neste trabalho para a estimação da curva de carga dos transformadores de distribuição.
- No Capítulo 4 é apresentada a principal contribuição deste trabalho, uma metodologia que faz previsão espaço-temporal do crescimento da demanda de energia elétrica devido às mudanças nos hábitos de consumo do setor residencial.
- No Capítulo 5 são mostrados os resultados obtidos na aplicação da metodologia em uma cidade de meio porte da República de Equador, a fim de determinar o crescimento de demanda de energia elétrica devido à compra de fogões de indução.
- No Capítulo 6 são apresentadas as conclusões e os trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos a partir deste trabalho de pesquisa.

VISÃO GLOBAL DO PROGNÓSTICO DE DEMANDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Este capítulo apresenta um panorama geral dos principais tópicos e definições que envolvem o processo de previsão de carga elétrica. Também são expostos alguns conceitos básicos que servem de base para contextualizar ao leitor sobre o processo de previsão de carga e facilitar o entendimento do que será abordado neste trabalho.

2.1 CONCEITOS BÁSICOS

Capacidade instalada. É a soma das potências nominais de todos os equipamentos (transformadores, geradores), que estão instalados no sistema de potência, e que fornecem a energia para todas as cargas por meio de linhas de distribuição. Também é conhecida como capacidade nominal do sistema (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Carga instalada. É a soma das potências nominais de todos os aparelhos e equipamento de consumo elétrico que estão ligados a uma rede, normalmente, as unidades utilizadas para expressar a carga instalada são: kVA, kW, entre outros (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Demanda. É um valor médio de potência elétrica consumida por uma carga em um intervalo de tempo determinado (é muito importante a definição do intervalo de tempo que vai ser considerado). As unidades típicas utilizadas para representar a demanda são: kVA, kW, kVAr, entre outros. A variação da demanda no tempo para uma carga determinada gera um ciclo de carga e é representado mediante uma curva de carga (Demanda vs tempo) (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Demanda máxima. Corresponde à maior carga que ocorre num sistema ou instalação em um período de trabalho previamente estabelecido. Para definir a demanda máxima deve-se especificar o intervalo de demanda para medi-lo. A carga pode ser expressa em p.u de pico de carga do sistema (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Densidade de carga. A densidade de carga é um termo que relaciona a carga instalada por unidade de área. Este termo é utilizado frequentemente pelos planejadores das redes de distribuição de energia elétrica para referir-se a capacidade do sistema de distribuição e o uso da potência fornecida (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Fator de carga. É a razão entre a demanda média em um intervalo de tempo determinado e a demanda máxima observada nesse mesmo intervalo de tempo (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Fator de demanda. É um termo que relaciona a demanda máxima em um intervalo de tempo t determinado e a carga instalada no sistema. (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Fator de utilização. O fator de utilização indica a fração da capacidade do eletrodoméstico que está sendo utilizada durante o pico de carga num intervalo de tempo considerado. (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Fator de potência. É a relação entre a potência ativa (W ou kW) e a potência aparente (VA, kVA, MVA) demandada por um eletrodoméstico. (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

Fator de coincidência. É a relação entre a demanda máxima coincidente de um grupo de consumidores e a somatória das potências máximas dos consumidores individuais que formam o grupo, os dois dados são tomados no mesmo ponto de alimentação e ao mesmo tempo. (RAMIREZ et al., 2009; ENRÍQUEZ, 2004).

2.2 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DA DENSIDADE DE CARGA

Cada setor de uma cidade determinada, apresenta características típicas que são influenciadas por fatores como: condições socioeconômicas, densidades demográficas, atividades econômicas, uso de solo, entre outros. Devido a isto, existem subáreas que estão mais povoadas e mais ativas que outras. Logo, pode-se dizer que a densidade de carga encontra-se distribuída de forma desigual, e pode variar segundo o uso de solo da cidade (atividades socioeconômicas individuais de cada subsetor) (MELO, 2013).

Em cidades que têm apenas um centro econômico (centro de atividades), pode-se observar que a densidade de carga está fortemente concentrada no espaço ocupado pelo centro de atividades e conforme se afasta desta a densidade de carga vai diminuindo (WILLIS, 2002). Também, pode-se observar em algumas cidades que a densidade de carga está fortemente concentrada nas áreas industriais ou aglomerações comerciais (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2012d). É importante enfatizar que o padrão espacial da densidade de carga em uma cidade é uma característica própria da mesma, sendo uma função da dinâmica do crescimento (WILLIS, 2002).

2.3 CARACTERÍSTICAS DO CRESCIMENTO DA DEMANDA ELÉTRICA

O crescimento da demanda de energia em uma área determinada pode ser caracterizado de forma global ou local. Quando o crescimento é estudado de forma global pode-se observar que a curva da demanda máxima do sistema de distribuição é uma função contínua e com tendência linear, como se ilustra na Figura 1. Entretanto, pode-se observar que a curva que caracteriza o crescimento da demanda elétrica em pequenas subáreas tem comportamento não linear. Este tipo de curva é conhecido como curva de Gompertz ou curva “S” (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983), e é utilizada para caracterizar o comportamento do crescimento histórico da demanda no nível de subáreas para os cálculos elétricos nos alimentadores e subestações (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983). A Figura 2 ilustra esse crescimento histórico para uma subárea.

Figura 1 – Crescimento esperado da demanda de energia, ao nível global da área de serviço.

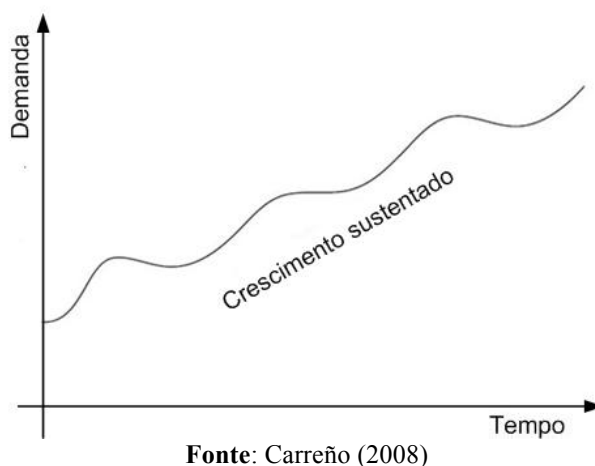
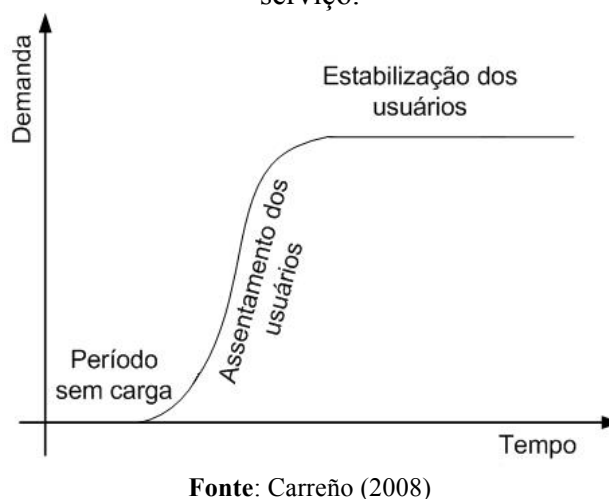


Figura 2 - Crescimento esperado da demanda de energia, ao nível local (subárea) da área de serviço.



Na curva “S” da Figura 2, podem-se distinguir três períodos distintos no decorrer dos anos:

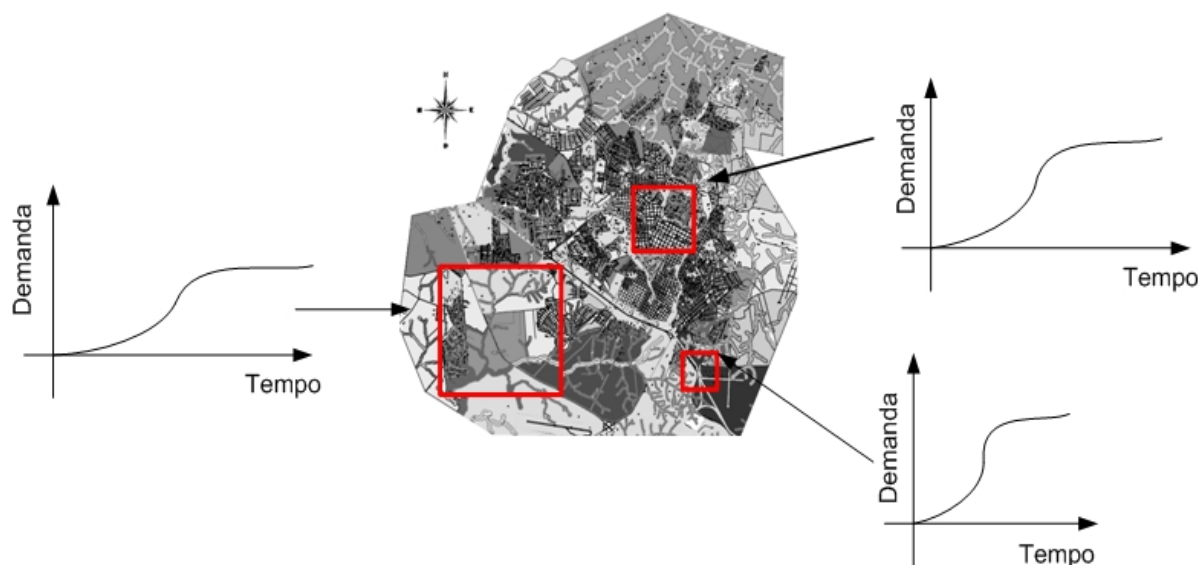
1. Sem carga ou inativo: Esse período representa o estado do sistema antes da chegada de consumidores na subárea. Algumas vezes as subáreas podem estar ocupadas só por cargas de iluminação pública, mas esse consumo é muito baixo comparado com o consumo do período seguinte;
2. Crescimento em rampa dos usuários: neste período o crescimento da demanda é rápido, como consequência da compra de aparelhos elétricos de alto consumo por parte dos novos consumidores que ocuparam a subárea;
3. Saturação ou estabilização dos usuários: o crescimento da demanda é baixo comparado com o período anterior, isto pode acontecer porque os usuários não desejam adquirir novos aparelhos devido ao suprimento de suas necessidades. Por outro lado também pode acontecer que o crescimento da demanda na subárea seja baixo por não ter mais solo disponível para a chegada de outros usuários. Portanto, o crescimento de demanda está em função das mudanças nos hábitos de consumo dos clientes existentes na subárea.

É importante levar em conta que o tempo no qual uma subárea passa de um período sem carga para um período de crescimento de rampa, não necessariamente será o mesmo para todas as subáreas. Isto pode ser verificado observando cada curva em forma de “S” de algumas subáreas da cidade na Figura 3. Além disso, a taxa de crescimento do segundo período, para cada subárea pode ser diferente. Assim, todas as subáreas de uma cidade podem ter curvas “S” diferentes umas das outras. No entanto, na análise global da cidade, a curva de demanda máxima terá comportamento similar à curva mostrada na Figura 1 (curva contínua). A tendência é contínua ano a ano devido ao fato do crescimento da demanda nas subáreas estar em constante mudança de um período para outro, contribuindo assim para o crescimento contínuo da demanda elétrica na área de serviço.

É muito importante identificar o período em que se encontra cada uma das subáreas, ou seja: em período de crescimento rápido ou estável. Isto permitirá um melhor planejamento porque permite identificar os locais que precisam de novas instalações e/ou reforços do sistema de distribuição para suprir o incremento na sua carga.

Podem-se observar na Figura 3 os tipos de curvas “S” que uma determinada área pode apresentar em cada subárea dependendo da urbanização e uso de solo do setor.

Figura 3 – Diferentes tipos de períodos de crescimento de demanda de energia que podem apresentasse nos setores de uma mesma cidade.



Fonte: Melo, (2013).

2.4 FATORES QUE INFLUENCIAM O CRESCIMENTO DA DEMANDA ELÉTRICA

A demanda de energia é influenciada por diversos fatores que geram alterações consideráveis em seu uso e em sua projeção. Porém é muito importante levá-los em consideração durante os estudos de prognóstico de demanda (WILLIS, 2002). Alguns desses fatores são:

- Preço da energia;
- Hábitos de consumo;
- Planos de desenvolvimento municipais;
- Nível socioeconômico da região;
- Fatores geográficos;
- Uso do solo;
- Distribuição da densidade de carga;
- Dados históricos de consumo de energia;
- Crescimento da cidade;

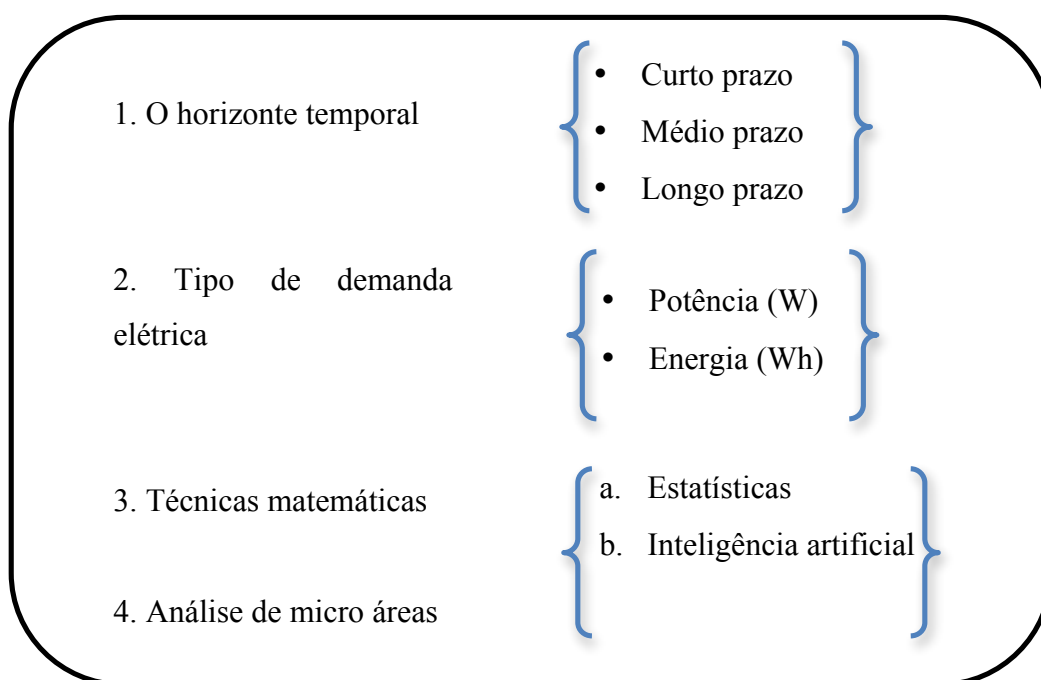
Neste trabalho serão consideradas as mudanças nos hábitos de consumo como fator de influência no crescimento da demanda de energia elétrica.

2.5 CLASSIFICAÇÃO DOS MÉTODOS DE PREVISÃO DE DEMANDA ELÉTRICA

Os métodos de previsão de carga podem ser agrupados ou classificados em três grandes categorias segundo: o horizonte de tempo, o tipo de demanda elétrica e a técnica matemática utilizada para desenvolver o modelo de previsão conforme apresenta a Figura 4.

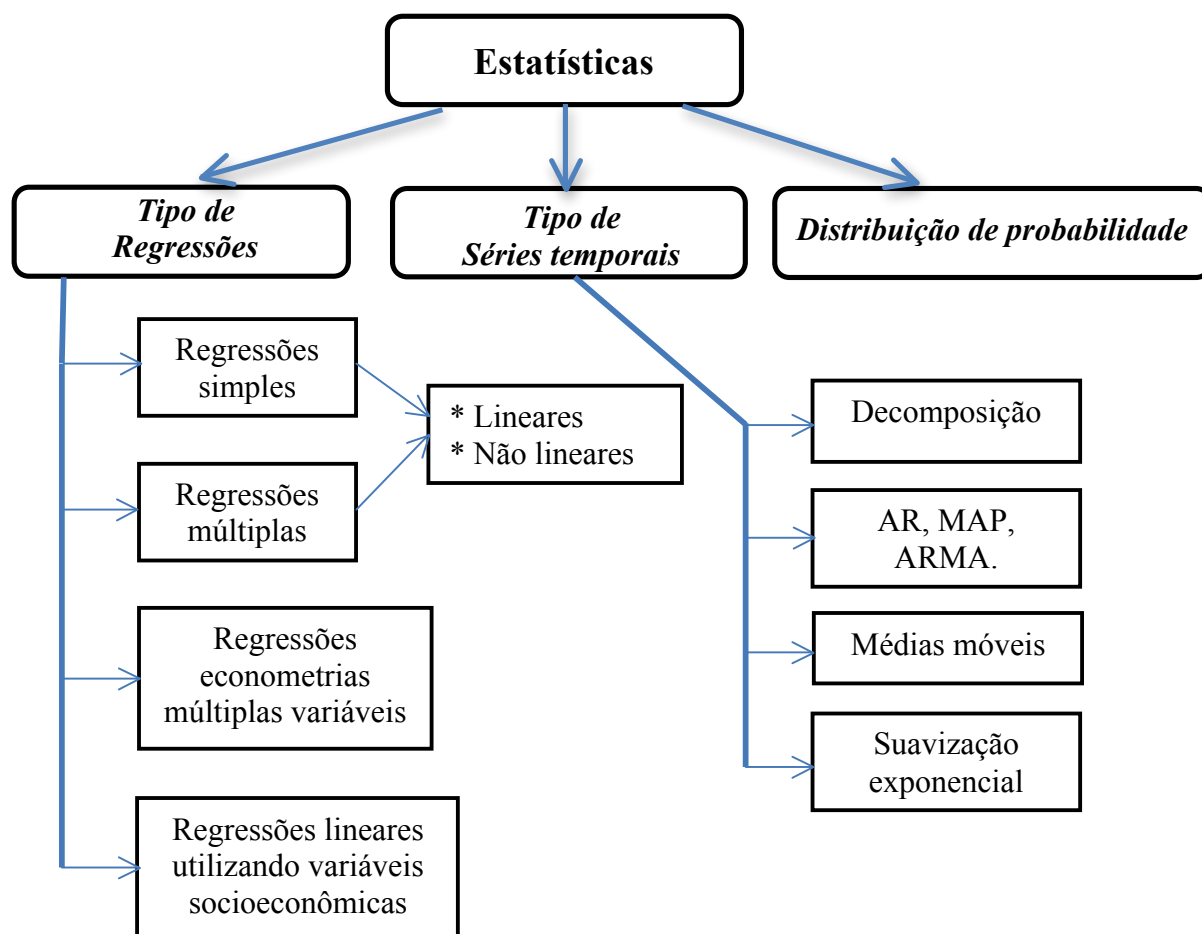
A classificação destes métodos segundo as técnicas matemáticas utilizadas, também pode ser dividida em outros subgrupos, tais como se mostra nas figuras 5 até 7. (ARIAS, 2013).

Figura 4 – Classificação dos métodos de previsão de carga.



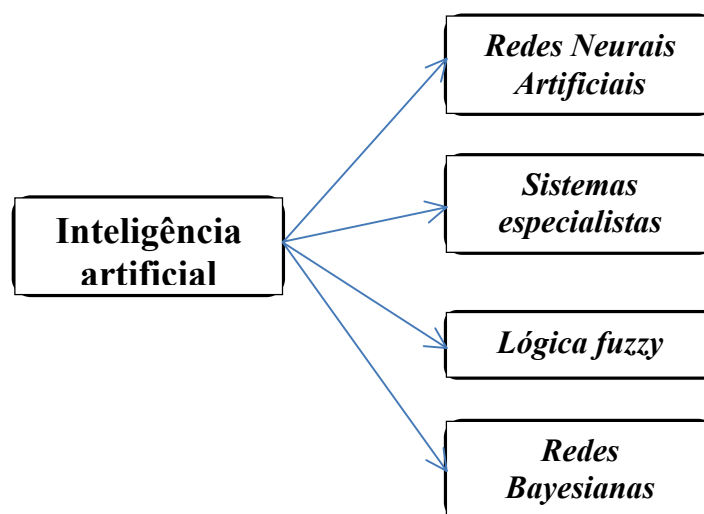
Fonte: Adaptado de Arias (2013).

Figura 5 – Classificação dos métodos de previsão de carga segundo técnicas matemáticas estatísticas.

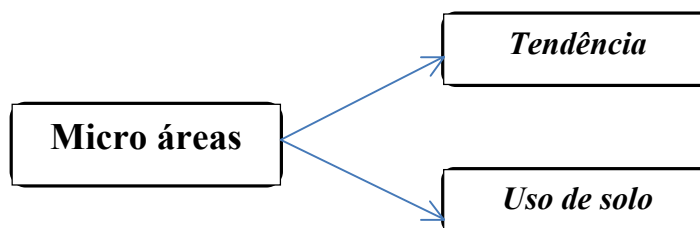


Fonte: Adaptado de Arias (2013).

Figura 6 – Classificação dos métodos de previsão de carga segundo técnicas matemáticas de inteligência artificial.



Fonte: Adaptado de Arias (2013).

Figura 7 – Classificação dos métodos de previsão de carga segundo a análise de micro áreas.

Fonte: Adaptado de Arias (2013).

Na previsão espacial do crescimento da demanda são fortemente utilizados os métodos classificados no grupo de análise de micro áreas. O qual contém: métodos não analíticos, técnicas de tendências e modelos de simulação de uso de solo.

Os **métodos não analíticos** dependem completamente da intuição e o julgamento do planejador. Este grupo compreende as técnicas onde não é executada uma análise de dados históricos, nem são levados em conta dados do ano base durante o processo de previsão.

Os **métodos de tendência** utilizam técnicas de interpolação ou extrapolação para prever o crescimento da demanda elétrica. Para isto são utilizados dados históricos do sistema e também são levadas em conta as tendências atuais. Neste tipo de classificação entram todos os métodos de previsão que usam técnicas matemáticas de análise estatística.

Os **métodos de simulação** são técnicas que reproduzem os processos que geram mudanças na carga apresentadas em uma determinada localidade e em um determinado período de tempo. Por isto, é muito importante no modelo classificar os tipos de consumidores e as informações de uso de solo. Os modelos de simulação têm a vantagem de mostrar as subáreas que apresentarão incremento na densidade de carga. Willis (2002) descreve como os modelos de simulação podem ser utilizados considerando os dois principais fatores de crescimento da demanda: mudanças no número de consumidores e mudanças no hábito de consumo de cada consumidor.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA PARA A ANÁLISE DE ÁREAS, MODELOS DE CRESCIMENTO DA CARGA E A CONSTRUÇÃO DE CURVAS DE CARGA DOS TRANSFORMADORES DE DISTRIBUIÇÃO.

Este capítulo está dividido em três partes. A primeira parte apresenta a fundamentação teórica de análise de áreas e a sua aplicação na simulação das dinâmicas urbanas, esses conceitos foram utilizados para desenvolver o módulo espacial de este método proposto. A metodologia usada neste módulo espacial permite fazer análise de padrões geográficos para determinar o comportamento de uma variável de interesse devido a um conjunto de variáveis socioeconômicas conhecidas como variáveis explicativas.

A segunda parte apresenta os modelos de crescimento temporal mais utilizado na literatura especializada. A fundamentação teórica desta seção foi utilizada para desenvolver o módulo temporal deste método proposto. Também é apresentada os conceitos básicos da regressão de distribuição logística, essa regressão é uma das mais utilizadas para descrever a evolução ao longo do tempo de um evento de interesse.

A terceira parte apresenta a metodologia adotada neste trabalho para construir a curva de carga dos transformadores de distribuição.

PARTE 1. ANÁLISE DE ÁREAS E A SUA APLICAÇÃO NA SIMULAÇÃO DAS DINÂMICAS URBANAS

A análise de áreas é uma técnica que usa variáveis características de um setor para determinar padrões espaciais que explicam o comportamento de um evento determinado, levando em conta as influências da sua vizinhança. Segundo Willis (2002), essas variáveis que caracterizam o setor podem ser classificadas em três grupos:

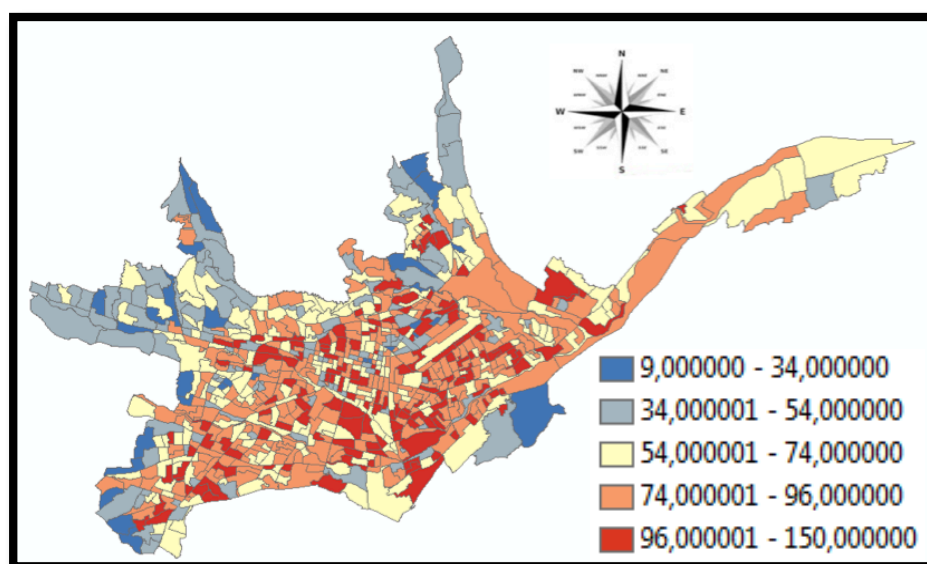
1. Variáveis locais: são atributos próprios de cada subárea, as quais podem ser classificadas como variáveis categóricas.
2. Variáveis de distância: são funções que levam em consideração a localização da variável, a fim de medir sua influência sobre outras variáveis.
3. Variáveis de vizinhança: medem as influências que dependem das quantidades de determinados atributos nos arredores. Por exemplo, a quantidade de desenvolvimento residencial, industrial e comercial na vizinhança de cada subárea.

A análise de áreas permite trabalhar com variáveis espaciais onde não se tem localização exata dos eventos, têm-se apenas valores que caracterizam subáreas ou setores

censitários (país, estado, cidade, municípios). Este caso ocorre quando se trabalha com variáveis socioeconômicas, onde só se tem as quantidades totais da variável por subáreas, por exemplo: o IBGE fornece a quantidade total de domicílios próprios em um setor, mas não detalha a localização exata de cada uma dessas residências.

A forma mais típica de representar este tipo de informações é através de mapas temáticos que caracterizam cada um dos fenômenos espaciais. Por exemplo: Na Figura 8 mostra-se a distribuição espacial do total de residências próprias em cada um dos 775 setores censitários em que está dividida a cidade estudada neste trabalho. A informação corresponde aos dados do censo da população que foi feito no ano 2010.

Figura 8 – Distribuição espacial do número de residências que são de propriedade dos moradores em cada um dos setores da cidade em estudo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Este tipo de mapa temático permite fazer a análise visual e tirar algumas conclusões intuitivas. O uso de SIG (Sistema de Informação Geográfica) vai muito além de apenas simples observações, permitindo estudar padrões espaciais para fazer considerações objetivas e por meio de técnicas apropriadas responderem aos questionamentos que surgem na análise espacial de áreas. Alguns exemplos destes questionamentos são: os padrões que se observam são aleatórios ou apresentam uma distribuição definida? Este tipo de distribuição deve-se a causas mensuráveis? O tamanho da amostra é suficiente para analisar o fenômeno espacial? Existem agrupamentos de áreas com padrões diferenciados dentro da região de estudo? Para abordar este tipo de questões, na literatura especializada tem-se desenvolvido diferentes técnicas:

- Modelos de distribuição de dados em áreas.
- Modelos que tratam o problema de escala e a relação área-indivíduo.
- Técnicas de análise exploratória.
- Técnicas baseadas na estimação de indicadores
- Modelos de regressão espacial
- Modelos contínuos a partir de dados de áreas

Neste trabalho é abordado um modelo de regressão espacial para desenvolver a análise da área, e assim, determinar o crescimento espacial da carga na cidade de estudo.

3.1 MODELOS DE REGRESSÃO

Os modelos de regressão são uma ferramenta estatística que estudam o comportamento de uma variável de interesse devido às variações apresentadas nas variáveis explicativas ou independentes. No caso em que as alterações das variáveis independentes ou explicativas são espaciais, a tendência da variável de estudo deve ser caracterizada por uma regressão espacial.

3.1.1 Regressão espacial GWR

O GWR (Geographically Weighted Regression) ou regressão ponderada geograficamente é uma ferramenta que suporta dados distribuídos de forma espacial em uma área de estudo, considerando que a relação entre a variável dependente e as independentes tem padrões regionalizados (BRUSDON; FOTHERINGHAM; CHARLTON, 1996). Diversas áreas do conhecimento aplicaram o GWR para explorar padrões espaciais numa região (OLIVEIRA et al., 2014), a fim de estimar os preços das residências (GAO; ASAMI, 2005), a previsão espacial para vários níveis de congestionamento do tráfego veicular (SELBY; KOCKELMAN, 2013), demanda nas estações do metrô (GUTIÉRREZ; GARCÍA; CARDOZO, 2012), entre outros.

As vantagens mais importantes que justificam o uso do GWR frente a outros modelos de regressão são: O GWR permite que o problema em estudo seja deslocado de uma perspectiva global para uma análise local. Isso gera a obtenção de um maior grau de detalhe e precisão nos resultados (LLOYD, 2005). Também, tem a capacidade de saber como são combinadas as variáveis explicativas da regressão para obter o "ajuste específico" num local (FOTHERINGHAM et al., 2002). Além disso, a análise da distribuição geográfica pode reconhecer onde as variáveis independentes têm maior ou pior poder de influência no

comportamento da variável de interesse (FOTHERINGHAM et al., 2002; LLOYD, 2005). O desenvolvimento desta técnica em SIG (Sistemas de Informação Geográfica) facilita a criação de uma grande variedade de mapas com os resultados gerados: variáveis dependentes, coeficientes locais das variáveis (betas), entre outros (MENNIS, 2006). O GWR faz uma regressão espacial local em cada subárea em que a zona de estudo é dividida, gerando uma ponderação de todos os seus vizinhos, considerando a seguinte expressão:

$$Y(S) = \beta(S) X + \varepsilon \quad (1)$$

Sendo $Y(s)$: a variável de interesse na subárea s ; X representa o conjunto de variáveis explicativas distribuídas na zona de estudo; ε é a parte não explicada pelo modelo, chamada de resíduo; e β são os pesos ou coeficientes de sensibilidade, que acompanham cada uma das variáveis explicativas e ajudam a ter uma noção do tipo de relação que tem essa variável com a variável de interesse. Este peso é determinado por:

$$\beta(s) = (X^T W(s) X)^{-1} X^T W(s) Y(s) \quad (2)$$

Sendo $W(s)$ uma matriz quadrada, da forma:

$$W(s) = \begin{bmatrix} W_{1,s} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & W_{n,s} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Os elementos da diagonal são os pesos que relacionam a proximidade espacial das subáreas n com a zona de estudo. Geralmente, $W(s)$ é chamada de ponderação espacial (BAILEY; GATRELL et al., 1995) e os termos diagonais ($W_{i,j}$) são calculados utilizando a estimativa de Gauss:

$$W_{i,j} = \frac{1}{2\pi\tau} \exp\left(-\frac{d_{i,j}^2}{2\tau^2}\right) \quad (4)$$

Em que τ é a largura de banda, e determina a distância máxima para a qual os pesos espaciais são diferentes de zero e $d_{i,j}$ é a distância euclidiana entre i, j .

Os parâmetros $\beta(s)$ e $W(s)$ são determinados utilizando sistemas de informação geográfica (SIG), por exemplo, Arcgis (ARCGIS, 2014) ou R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2011).

PARTE 2. MODELOS DE CRESCIMENTO E A SUA APLICAÇÃO NA SIMULAÇÃO DAS DINÂMICAS URBANAS

Nesta seção será apresentado um breve resumo das principais metodologias existentes para caracterizar o crescimento de um evento determinado. O modelo de maior interesse é a distribuição logística, devido as características de esta regressão (esta limitada por um valor Máximo quando o tempo tende ao infinito) esse modelo é o mais utilizado na literatura especializada para descrever o crescimento ao longo do tempo de um evento de interesse.

Em Banks (1994), encontra-se uma ampla apresentação dos modelos desenvolvidos na literatura especializada para fazer estudos de crescimento. Alguns desses modelos são: modelos exponenciais, logísticos, exponenciais confinados, distribuições normais, entre outros.

3.2 MODELOS DE CRESCIMENTO

A maior parte dos modelos de crescimento tem a sua fundamentação matemática baseada em alguma das seguintes três equações que permitem tratar quase qualquer tipo de evento que evolui ao longo do tempo (BANKS, 1994):

3.2.1 Distribuição exponencial

Esta função é uma das mais básicas e simples que se utiliza para modelar uma magnitude que aumenta no tempo. Foi utilizada por Malthus (1798) com o intuito de modelar o crescimento da população. Assim, pode-se dizer que é uma das primeiras equações utilizada para modelar crescimento.

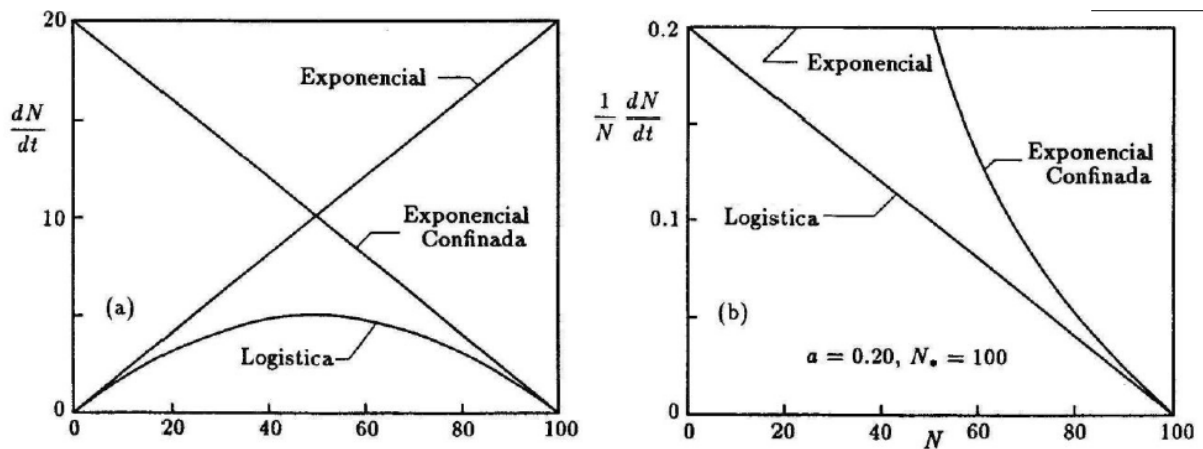
Suponha-se que N é uma variável que aumenta ao longo do tempo, e que a é um coeficiente de crescimento, chamado de coeficiente intrínseco de crescimento (BANKS, 1994). Então, pode-se dizer que:

$$\frac{\partial N}{\partial t} = aN \quad \text{ou} \quad \frac{1}{N} \frac{\partial N}{\partial t} = a \quad (5)$$

Sendo: $\left[\frac{\partial N}{\partial t} \right]$ uma quantidade chamada taxa de crescimento, e $\left[\frac{1}{N} \frac{\partial N}{\partial t} \right]$ uma quantidade chamada taxa de crescimento específico.

A Figura 9 mostra os gráficos referentes a cada uma destas duas taxas (representadas pelo eixo dos Y), com relação à variável N (representada pelo eixo dos X).

Figura 9 – Ilustração da taxa de crescimento (a) e da taxa de crescimento específico (b), para as funções: exponencial, logística e exponencial confinada.



Fonte: Banks (1994).

3.2.2 Distribuição logística

Segundo Banks (1994), a distribuição logística é um dos modelos mais destacados e mais adequados para fazer modelação do crescimento de um determinado evento. Assim como a função exponencial, ela também foi uma das primeiras funções a ser utilizada. Sendo desenvolvida originalmente por Verhulst (1838) enquanto estudava os limites do crescimento da população.

O modelo da distribuição logística é representado pela seguinte equação:

$$\frac{\partial N}{\partial t} = aN \left(1 - \frac{N}{N_*}\right) \quad \text{ou} \quad \frac{1}{N} \frac{\partial N}{\partial t} = a \left(1 - \frac{N}{N_*}\right) \quad (6)$$

Sendo:

N_* : Valor máximo que a variável N pode assumir.

t : Tempo.

a : Coeficiente intrínseco de crescimento.

Observe-se que se N_* é infinitamente grande, a expressão $\frac{N}{N_*}$ tenderá a zero. Neste caso, a expressão se reduz à equação da função exponencial.

Na figura 9 são apresentadas as relações de: $\left[\frac{\partial N}{\partial t}\right]$ e $\left[\frac{1}{N} \frac{\partial N}{\partial t}\right]$ desta equação.

3.2.3 Distribuição exponencial confinada

O termo “confinado” refere-se ao caso em que a curva de crescimento é limitada a um valor finito em relação à distribuição exponencial (BANKS, 1994).

A função de crescimento está representada pela seguinte equação:

$$\frac{\partial N}{\partial t} = a(N_* - N) \quad \text{ou} \quad \frac{1}{N} \frac{\partial N}{\partial t} = a \left(\frac{N_*}{N} - 1 \right) \quad (7)$$

Na figura 9 são apresentadas as relações de: $\left[\frac{\partial N}{\partial t} \right]$ e $\left[\frac{1}{N} \frac{\partial N}{\partial t} \right]$ desta equação.

3.3 DISTRIBUIÇÃO LOGÍSTICA E SUAS PROPRIEDADES

O modelo de Distribuição logística está representado pela Equação 6, sendo sua equivalente a Equação 8.

$$\frac{\partial N}{\partial t} = aN \left(1 - \frac{N}{a/b} \right) \quad (8)$$

Sendo:

b : Coeficiente de lotação (*crowding coefficient*).

A Equação 8 pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\frac{\partial N}{\partial t} = aN - bN^2 \quad (9)$$

Note-se que a presença do termo N^2 faz com que a Equação 9, seja uma equação diferencial não linear. Em Banks (1994), são apresentadas várias formas de resolver esta equação.

Fazendo-se o uso da tabela de integrais, obtêm-se a seguinte solução:

$$N = \frac{N_*}{1 + \left(\frac{N_*}{N_0} - 1 \right) e^{-at}} \quad (10)$$

Sendo:

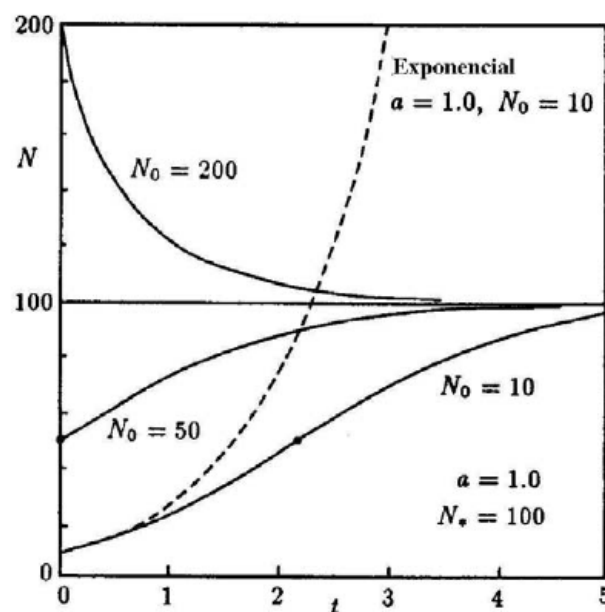
- N : Evolução da variável N ao longo do tempo t .
- N_* : Valor máximo que a variável N pode assumir.
- N_0 : Valor inicial de N , quando $t=0$.
- t : Tempo.
- a : Coeficiente intrínseco de crescimento.

Assumindo que a é uma quantidade positiva e constante no tempo. Então, o termo e^{-at} tende a zero à medida que o tempo aumenta, e o valor de N torne-se igual a N_* . Assim, o valor de N_* é simplesmente um valor assintótico da evolução temporal da variável N para um tempo t grande.

A Figura 10 mostra um gráfico que apresenta possíveis tendências da distribuição logística, dependendo dos parâmetros a , N_* e N_0 .

Observa-se na Figura 10 que a curva cujos parâmetros equivalem a os valores $a = 1$, $N_* = 100$ e $N_0 = 100$ produzem as curvas em forma de “S”, associadas à distribuição logística. O modelo logístico é assintótico a zero e a N_* , no gráfico que relaciona N versus tempo. Logo, para definir o tempo do início e do final do crescimento, deve-se usar algum critério lógico.

Figura 10 – Tendências da equação de distribuição logística segundo seus parâmetros.



Fonte: Banks, (1994).

3.4 PRESSUPOSTOS DA DISTRIBUIÇÃO LOGÍSTICA

Os principais pressupostos da distribuição logística são: (BANKS, 1994).

- O crescimento da variável N ao longo do tempo é limitado pelo valor de N_* ;
- O valor de N_* é finito e possível de ser estimado;
- O coeficiente de crescimento a é considerado uma constante positiva durante o período de crescimento;
- A taxa de crescimento tende à zero na medida em que N tende para seu valor limite N_* .

3.5 PARÂMETROS DA EQUAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO LOGÍSTICA

Para ajustar o modelo de distribuição logística a dados empíricos, é necessário determinar as magnitudes dos parâmetros: a , N_* e N_0 . Em alguns casos de estudo, o valor de N_* e de a não são conhecidos. Encontram-se na literatura especializada alguns métodos que permitem estimar esses valores (BANKS, 1994), os métodos mais utilizados são:

- Método das diferenças finitas;
- Método de ajuste de pontos;
- Método dos mínimos quadrados;
- Método da máxima correlação.

Todos estes métodos utilizam a equação da reta como recurso para calcular os parâmetros. Segundo Banks (1994) os resultados obtidos com todos esses métodos são muitos semelhantes.

PARTE 3. CONSTRUÇÃO DE CURVAS DE CARGA

3.6 CURVAS DE CARGA DOS TRANSFORMADORES

Ao longo da história, tem-se desenvolvido diversas metodologias que permitem estimar a curva de carga, utilizando dados fornecidos pela empresa distribuidora de energia. Algumas das metodologias encontradas na literatura especializada são:

No trabalho de Jardini, Tahan, Gouvêa, Ahn e Figueiredo (2000) é apresentada uma metodologia que permitiu a determinação de curvas de carga de consumidores residenciais, comerciais e industriais conectados em baixa tensão. A metodologia é baseada em medições de campo. A metodologia utiliza a curva representativa de cada consumidor e seu respectivo consumo mensal de energia, para determinar a demanda esperada no equipamento, ou em um determinado ponto da rede de distribuição.

Em Chang, Leou e Lu (2002) é desenvolvida uma alternativa de estimação exata de curvas de carga dos transformadores, por meio da construção de classes nebulosas sistemáticas de consumidores. Nesta metodologia, a representação dos dados é feita considerando um intervalo de confiança. Para avaliar o método proposto, foram utilizados dados reais do sistema.

Em Gerbec, Gasperic, Smon e Gubina (2003) é apresentada a importância de considerar os hábitos dos consumidores para uma efetiva reestruturação dos sistemas de

energia. O trabalho desenvolvido considera curvas obtidas através de medições de campo, para a construção das curvas individuais dos consumidores.

No trabalho de Senjyu, Mandal, Uezato e Funabashi (2005) é desenvolvida uma metodologia que permite fazer aproximações de curto prazo para curvas de carga, baseada em um método de correção híbrida das curvas obtidas através de uma rede neural artificial. O método utiliza uma norma Euclidiana para escolher os dias mais semelhantes.

Neste trabalho é adotada a metodologia desenvolvida por Francisquini (2006), para estimação de curvas de carga em transformadores de distribuição, que é baseada na metodologia de Jardim et al (2002).

A metodologia empregada para a construção das curvas de carga utiliza a base de dados que possuem as empresas distribuidoras de energia, obtidas através de campanhas de medição realizadas, que, geralmente, são solicitadas pelas agências reguladoras. Essas medições são obtidas utilizando equipamentos apropriados que possuem as concessionárias, e fazendo medições em diferentes dias da semana (dias úteis, sábados, domingos, feriados).

A proposta classifica os consumidores em diferentes classes (residenciais, comerciais, industriais e outros), e também classifica em subclasses, dependendo do consumo mensal de energia elétrica (kWh/mês).

Por meio de análise estatística das curvas de carga obtidas pelas empresas de energia, é possível obter uma curva padrão para cada subclasse de consumo.

Para a metodologia utilizada neste trabalho, apenas é necessário considerar as curvas de carga dos transformadores devido à carga residencial.

A estimativa das curvas de carga dos transformadores de distribuição devido aos consumidores residências pode ser descrita conforme o algoritmo:

1. Obtenção de curvas de carga medidas pelas empresas distribuidoras, (classes e subclasses);
2. Cálculo da curva padrão em *pu* representativa para cada subclasse;
3. Com o valor do consumo mensal (kWh/mês) obter a Potência Base (*PBase*):

$$PBase = \frac{\text{consumo mensal (kWh/mês)}}{24 * 30} \quad (5)$$

4. Com o valor da Potência Base (*PBase*), obter a estimativa de curva de carga individuais (*F(t)*) de cada consumidor;
5. Agregação das curvas de carga (*F(t)*) de todos os consumidores individuais conectados ao transformador.

A empresa distribuidora de energia do Equador propiciou todas as informações necessárias para a construção dessas curvas de carga. A empresa tem classificada a classe consumidora em cinco grupos de consumidores de energia:

O primeiro grupo esta no rango de consumo de energia 0 – 60 kWh

O segundo grupo esta no rango de consumo de energia 60 – 110 kWh

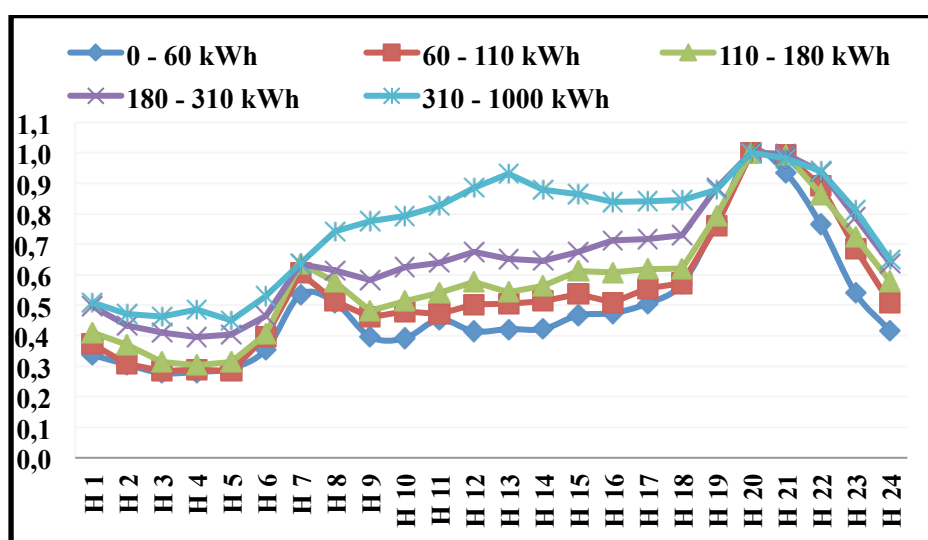
O terceiro grupo esta no rango de consumo de energia 110 – 180 kWh

O quarto grupo esta no rango de consumo de energia 180 – 310 kWh

O quinto grupo esta no rango de consumo de energia 310 – 1000 kWh

As curvas de carga em *pu* consideradas neste trabalho classificadas segundo o grupo de consumo de energia dos usuários residenciais são apresentadas na Figura 11. A empresa de energia propiciou tais curvas. A empresa de energia também propiciou a informação de todos os clientes ligados na rede, o transformador ao qual está ligado cada cliente e o grupo de consumo de energia ao qual pertence o cliente.

Figura 11 – Curvas de carga em *p.u* dos clientes residências da cidade em estudo classificadas por subclasse.



Fonte: Zambrano e Molina (2016).

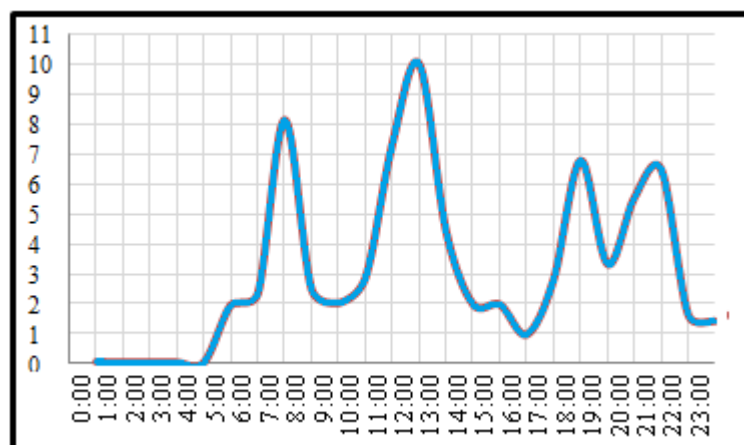
3.7 CONSTRUÇÃO DA CURVA DE CARGA DOS FOGÕES DE INDUÇÃO

Análise da carga dos fogões de indução

O trabalho desenvolvido por Zambrano e Molina (2016), pretende determinar o impacto no uso final de energia da cidade em análise, devido à instalação dos fogões de indução. A pesquisa desenvolvida por Zambrano e Molina considera medições reais feita em

um grupo de 30 fogões de indução com intervalo de 60 minutos por medição conforme é apresentado na Figura 12. A partir dessas medições foi determinado um perfil de curva de carga dos fogões em *pu* para um dia útil, e também foram determinados valores máximos de demanda com o intuito de simular agrupações para obter um fator de coincidência.

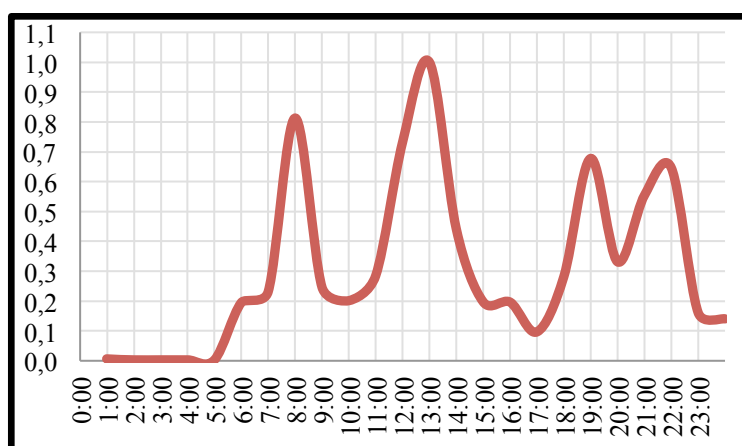
Figura 12 – Curvas de carga em kW dos fogões de indução, medida em um grupo de 30 fogões.



Fonte: Zambrano e Molina (2016).

A Figura 13 resume o perfil de carga em *pu* dos fogões de indução, o qual foi determinado da media das 30 medições realizadas no trabalho de Zambrano e Molina. Pode-se observar que se destacam os picos nas horas das três reflexões diárias: café da manhã, almoço, onde é apresentado o pico mais importante, e alguns picos apresentados na hora da janta.

Figura 13 – Perfil de carga em *pu* dos fogões de indução medida em intervalos de 60 minutos.

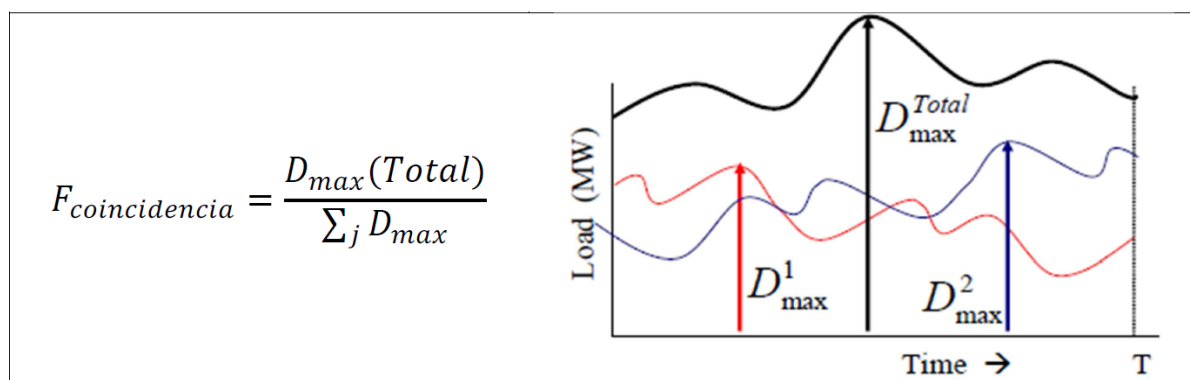


Fonte: Zambrano e Molina, (2016).

Fator de coincidência

O fator de coincidência é definido como a relação entre a demanda máxima total do grupo de fogões em relação à sumatoria de demanda máxima individuais de cada fogão. Como é mostrado na Figura 14.

Figura 14 – Definição do fator de coincidência



Fonte: Zambrano e Molina (2016).

O fator de coincidência de uso dos fogões no setor considerados para esse estudo é apresentado na Tabela 1. Esses valores foram determinados no trabalho de Zambrano e Molina, (2016).

Tabela 1: Fator de coincidência segundo o número de fogões em uso simultâneo.

Fogões	Fator
1	1
2	0,716
4	0,513
6	0,432
8	0,388
10	0,360
12	0,341
14	0,325
16	0,315
18	0,305
20	0,298
25	0,285

Fonte: Zambrano e Molina, (2016).

MÉTODO PROPOSTO PARA DETERMINAR O CRESCIMENTO DE CARGA RESIDENCIAL DEVIDO ÀS MUDANÇAS NOS HÁBITOS DE CONSUMO

As mudanças nos hábitos de consumo do setor residencial são influenciadas por vários fatores: variações no preço da energia, aumento do salário dos usuários, mudanças climáticas, compra massiva de eletrodomésticos de alto consumo de energia, entre outros.

Neste trabalho é proposto um método que permite diagnosticar o crescimento espaço-temporal da demanda de energia elétrica no setor residencial, devido à compra massiva de um novo eletrodoméstico. O método é composto por dois módulos: um espacial e um temporal. O módulo espacial é baseado na regressão ponderada geograficamente (*GWR*) que permite utilizar variáveis socioeconômicas para determinar a localização de residências candidatas para comprar um determinado eletrodoméstico. O método determina um número de residências de um setor que são candidatas a comprar o novo eletrodoméstico. Porém, como no setor pode existir mais de um transformador, é necessário atribuir residências candidatas a cada transformador. Neste trabalho esta atribuição é realizada utilizando uma função de seleção aleatória. O módulo temporal utiliza uma regressão de distribuição logística, a fim de simular o crescimento ao longo do tempo da proporção de residências candidatas para comprar o eletrodoméstico. Finalmente a nova curva de carga dos transformadores é construída considerando o total de residências candidatas atribuída a cada transformador, e informações do eletrodoméstico, tais como: curva de carga em *pu*, fator de utilização, fator de coincidência e fator de potência. Todas as informações requeridas para construir as curvas de carga foram fornecidas pela empresa distribuidora de energia da República do Equador.

4.1 MÓDULO ESPACIAL

Esse módulo utiliza a *GWR* para relacionar de forma espacial, variáveis socioeconômicas extraídas do censo da população, com informações coletadas na área de estudo, sobre residências que têm um potencial econômico para comprar o produto. Os resultados obtidos são calculados considerando uma matriz ponderada por proximidade entre os setores, que permite levar em conta as influências dos vizinhos.

O módulo precisa de um conjunto de dados de entrada, que correspondem aos valores:

$Y_k(s)_{Obs}$: Valores coletados no setor s , sobre residências que têm condições econômicas para comprar o eletrodoméstico no ano k .

$X(s)$: Variáveis socioeconômicas representativas do setor s .

$W(s)$: Matriz de ponderação espacial, calculada para o setor s .

No ano $k=0$ (caracterização do ano base), os $Y_k(s)_{obs}$ podem ser determinados de diferentes formas dependendo das preferências dos planejadores e as características do eletrodoméstico em estudo. Algumas das formas são: questionários, levantamento de dados de campo, estudos de viabilidade econômica, estudos de potencial de mercado do produto, entre outras. Os questionários e o levantamento de dados de campo precisam de muitos recursos. Adicionalmente, precisam ser específicos para cada região, com perguntas apropriadas que descrevam a realidade da zona de estudo, e requer a capacitação de equipes para aplicar os questionários, fazer o processamento e a depuração das respostas. Enquanto os estudos de viabilidade econômica utilizam variáveis do censo demográfico e/ou informações de fácil acesso para fazer análise do custo-benefício do uso de um novo produto. Já para os anos $k \neq 0$, o módulo temporal determina esses valores simulando o crescimento ao longo do tempo dos resultados obtidos no ano $k=0$.

As variáveis $X(s)$ podem ser escolhidas do censo demográfico a critério dos planejadores. Para definir o conjunto de variáveis que serão utilizadas, é necessário utilizar técnicas de correlação estatística, a fim de evitar trabalhar com variáveis que não tenham nenhuma relação com os valores $Y_0(s)_{obs}$.

Na seção de resultados obtidos, serão apresentadas as variáveis socioeconômicas utilizadas neste estudo.

A matriz $W(s)$ é determinada por meio da Equação 4, para a qual é necessário fornecer o valor da largura de banda τ e as distâncias euclidianas entre os setores. Alguns softwares SIG têm funções programadas que permitem obter automaticamente esta matriz, sendo necessário apenas escolher o tipo de kernel com o que se deseja trabalhar (fixo ou adaptativo). Para um kernel fixo, tem-se que definir a largura de banda τ . Para um kernel adaptativo, a ferramenta SIG calcula automaticamente o valor τ .

4.2 IMPACTO NA CURVA DE CARGA DOS TRANSFORMADORES

Depois de determinar a proporção de residências candidatas para comprar o eletrodoméstico, o passo seguinte é determinar o impacto no carregamento dos transformadores devido à compra desse aparelho. Para isto, em cada setor é distribuído o número de residências candidatas, entre os transformadores do setor. Essa distribuição é feita

usando uma função de seleção aleatória que escolhe o transformador ao qual será associada cada residência candidata, tendo o cuidado de não atribuir mais candidatas do que o número real de consumidores conectados ao transformador. Esse procedimento é feito considerando os seguintes dados de entrada:

$Y_k(s)$: Número de residências candidatas no setor s para comprar o eletrodoméstico no ano k .

$NT(s)$: Total de transformadores que energizam a carga residencial no setor s .

$NR_T(s)$: Total de residências ligadas no transformador T do setor s .

$CC_T(s)$: Curva de carga do transformador T do setor s .

Além das informações supracitadas, também é necessário saber os seguintes dados do eletrodoméstico: Curva de carga em *pu.* potência nominal, fator de potência, fator de utilização, fator de coincidência de uso do eletrodoméstico.

Todas as informações necessárias para aplicação desta metodologia proposta foram fornecidas pela empresa de distribuição de energia da República do Equador.

4.3 MÓDULO TEMPORAL

Esse módulo utiliza um modelo de regressão de distribuição logística para simular a evolução ao longo do tempo dos valores coletados sobre as residências que têm um potencial econômico para comprar o eletrodoméstico. Os resultados obtidos, são utilizados como dados de entrada no módulo espacial ($Y_k(s)_{Obs}$), a fim de fazer a caracterização do crescimento considerando as influências dos setores vizinhos.

Um conjunto de parâmetros da equação de regressão logística precisa ser calibrado neste módulo, que correspondem aos valores:

$Y_*(s)$: Número máximo de residências do setor s que podem comprar o eletrodoméstico.

$Y_0(s)$: Número inicial de residências do setor s que podem comprar o eletrodoméstico. (Caracterização do ano base).

$\alpha(s)$: Coeficiente de crescimento no setor s da proporção de residências candidatas para comprar o eletrodoméstico.

Os valores $Y_*(s)$ podem ser calculados considerando o total de clientes que estão ligados nos transformador do setor s . Pode acontecer que nem todas as residências existentes

em um setor estejam conectadas em uma rede com transformador do setor, ou que uma residência seja habitada por mais de uma família.

Os valores $Y_0(s)$ foram obtidos no módulo anterior e equivale à proporção de domicílios residenciais que podem adquirir o novo eletrodoméstico no ano base.

Na literatura especializada existem várias metodologias experimentais que permitem calcular os valores do coeficiente intrínseco de crescimento $a(s)$, mencionadas na Parte 2 do Capítulo 3. Propõe-se neste trabalho, a utilização da Equação 11 para calcular o valor de $a(s)$, que pode ser aplicada quando se têm dados ou registros da compra do produto.

$$a(s) = \frac{\ln[Y_{His}(s) * (Y_*(s) - Y_0(s))] - \ln[Y_0(s) * (Y_*(s) - Y_{His}(s))]}{t} \quad (11)$$

Sendo:

$Y_{His}(s)$: Registros da compra do eletrodoméstico ao longo do tempo t .

t : Tempo (pode ser em semanas, meses ou anos, conforme registrados os valores de $Y_{His}(s)$).

4.4 ALGORITMO PROPOSTO

Os passos para desenvolver o método proposto neste trabalho, são:

Passo 1. Obter os parâmetros $\beta_k(s)$ do módulo espacial, usando as variáveis de entrada: $X(s)$, $W(s)$ e $Y_k(s)_{obs}$, do ano k . Os parâmetros $\beta_k(s)$ são obtidos através da equação 2.

Passo 2. Obter os valores $Y_k(s)$, utilizando as variáveis socioeconômicas $X(s)$ e os parâmetros $\beta_k(s)$ encontrados no passo anterior. Os valores $Y_k(s)$ são obtidos por meio da equação 1.

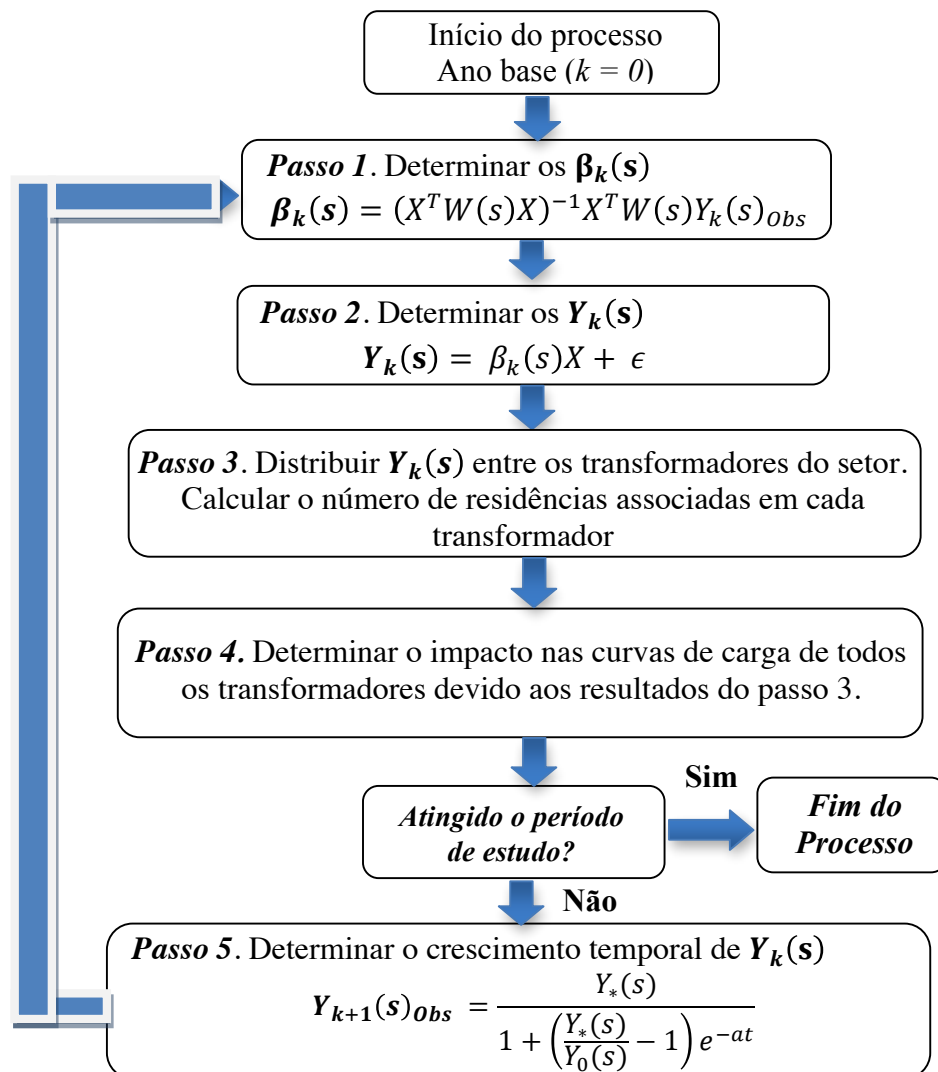
Passo 3. Distribuir os valores $Y_k(s)$ entre os transformadores do setor. Calcular o número de residências candidatas associadas a cada transformador. Finalmente, calcular o total de eletrodomésticos que serão instalados em cada transformador.

Passo 4. Determinar o impacto nas curvas de carga de cada transformador devido aos resultados do passo 3, utilizando os dados do aparelho (curva de carga em *pu*, potência nominal, fator de potência, fator de utilização, fator de coincidência de uso do aparelho).

Passo 5. Determinar o crescimento temporal dos $Y_k(s)_{obs}$, utilizando a Equação 10.

O algoritmo descrito é repetido até atingir o período de estudo para o qual deseja-se fazer a previsão espacial de carga. Os passos supracitados podem ser desenvolvidos em ferramentas SIG para facilitar a geração de mapas temáticos e assim melhorar a visualização dos resultados. Na Figura 15 são descritos de forma sucinta tais passos.

Figura 15. Fluxograma do algoritmo proposto



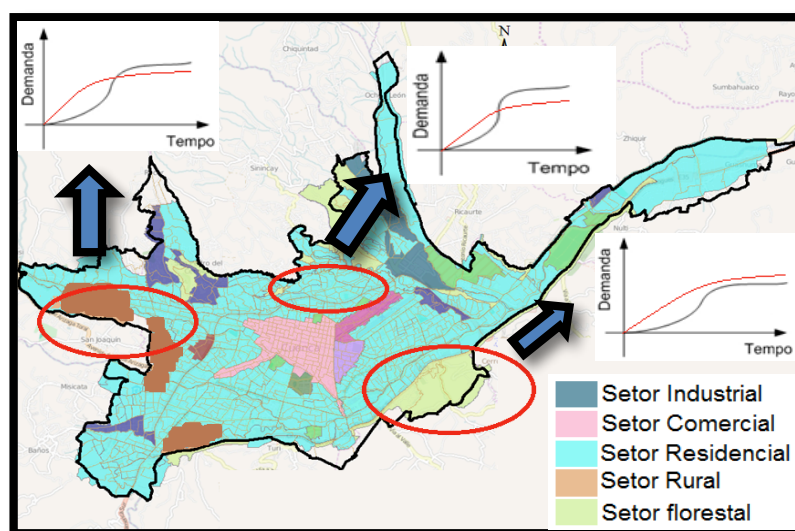
Fonte: Elaboração do próprio autor

APLICAÇÃO DA METODOLOGIA PROPOSTA

Como foi mencionado na parte introdutória deste trabalho, o método proposto foi aplicado em uma cidade de médio porte da República do Equador a fim de calcular o crescimento da demanda elétrica devido à compra massiva de fogões de indução. A análise foi realizada para um período de estudo de cinco anos. As informações requeridas neste trabalho foram propiciadas pela empresa distribuidora de energia da Republica do Equador.

Na Figura 16 é mostrado um mapa da cidade em estudo com a descrição espacial do uso do solo para identificar a zona residencial que é a área de interesse, que é a zona mais propensa para a compra dos fogões de indução, e, portanto, mais vulnerável para apresentar aumento do consumo de energia.

Figura 16 – Uso de solo da cidade em estudo.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

As variáveis socioeconômicas utilizadas na aplicação deste método foram extraídas do censo demográfico que foi realizado na Republica do Equador no ano 2010.

Para facilitar a coleta da informação da população, o Instituto Nacional de Estatística e censos da população INEC, instituto responsável pelo senso da população da Republica do Equador, dividiu a cidade em um total de 775 setores censitários.

O método foi implementado no *software* Arcgis 10.3 (ArcGIS, 2014) para fazer uso da biblioteca *Network Analyst*, e assim, facilitar a obtenção dos parâmetros $\beta(s)$ e dos valores $Y_k(s)$ do módulo espacial.

5.1 CALIBRAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO.

5.1.1 Módulo espacial

O objetivo do módulo espacial é fazer uso da regressão espacial GWR para determinar os valores de $Y_k(s)$ em cada um dos setores da área de estudo. Esses valores correspondem à proporção de residências candidatas para comprar os fogões de indução. Para tal fim, a regressão GWR precisa dos seguintes dados de entrada: $Y_k(s)_{obs}$, $X(s)$ e $W(s)$.

Os valores de $Y_k(s)_{obs}$ correspondem à proporção de residências do setor s , com viabilidade econômica para comprar o fogão no ano k ; estes valores não consideram as influências dos setores vizinhos. No ano $k=0$ (caracterização do ano base), os $Y_k(s)_{obs}$ foram obtidos por meio de um estudo de potencial de mercado. Para os anos $k \neq 0$ o módulo temporal deste método proposto determina esses valores, simulando o crescimento ao longo do tempo dos resultados obtidos no ano $k=0$ da proporção de residências candidatas para comprar o eletrodoméstico.

Os $X(s)$ são variáveis socioeconômicas extraídas do senso da população e que caracterizam a economia de cada setor. Essas variáveis são conhecidas no GWR como variáveis explicativas, e servem para determinar os resultados do módulo espacial. As variáveis escolhidas foram:

$X1(s)$: Número de residências onde o responsável do lar tem renda mensal fixa.

$X2(s)$: Número de residências que são de propriedade dos moradores.

$X3(s)$: Potência elétrica instalada no setor.

$X4(s)$: Número de residências onde há pelo menos uma mulher permanente no lar, maior de 15 anos.

$X5(s)$: Número de residências onde há mais de 5 moradores.

Estas variáveis são selecionadas a critério do planejador. Neste caso de estudo, foi feito uma análise de correlação estatística, usando o coeficiente de correlação de Spearman para evitar trabalhar com variáveis que não tenham nenhuma correlação estatística com os valores de $Y_0(s)_{obs}$. A avaliação da significância estatística desses resultados de correlação foi feita usando a distribuição *t-student*. Nos *anexos II* deste trabalho são apresentados os resultados desse estudo de correlação estatística.

A matriz $W(s)$ foi calculada pelo *software* Arcgis 10.3 (ArcGIS, 2014). Para isto, foi necessário inserir o arquivo formato *shapefile* georreferenciado da cidade em estudo, com sua correspondente divisão por setores censitários, e escolher o tipo de função de *kernel*. Foi

utilizado um *kernel* adaptativo. O *software* calculou as distâncias Euclidianas entre os setores, e o Bandwidth da vizinhança.

Caracterização do ano base

O ano base é caracterizado por meio de um estudo de potencial de mercado do produto. Com esse estudo são determinados os valores $Y_0(s)_{obs}$. Esses valores correspondem à proporção de residências de cada setor s , candidatas para comprar o eletrodoméstico. Esse estudo de potencial de mercado foi feito em duas etapas. Na primeira etapa foi feita uma análise de viabilidade econômica para determinar a proporção de residências que tem capacidade econômica para comprar o produto. Nesse estudo foram consideradas variáveis proporcionadas pela empresa distribuidora de energia do Equador, tais como: preço do fogão, quantidade de parcelas nas que pode ser financiado o fogão de indução, taxa e juros pelo financiamento. O preço do fogão considera implicitamente o custo das painéis especiais para cozinhar e o custo da instalação elétrica necessária para o funcionamento do fogão. Além dessas variáveis supracitadas, também foram utilizadas informações extraídas do senso da população sobre a proporção de residências em cada setor, que são de propriedade dos moradores e a proporção de residências em cada setor, que são alugadas, e também informações sobre a renda mensal das residências de cada setor.

O estudo de viabilidade econômica consiste em determinar segundo as variáveis supracitadas, quantos salários mínimos mensais precisam os moradores de uma residência para poder adquirir o produto. Essa quantidade de salários mínimos mensais requeridos varia segundo a condição da residência, se é de propriedade dos moradores ou se é alugada.

Segundo o INEC, a população da cidade está dividida em cinco níveis socioeconômicos: A, B, C+, C- e D; sendo A o nível socioeconômico mais alto e D o nível socioeconômico mais baixo. Esse instituto forneceu informação sobre a porcentagem de residências que pertencem a cada um destes níveis socioeconômicos, e em média, quantos salários mínimos mensais e a renda de cada uma dessas residências que pertencem a esses grupos.

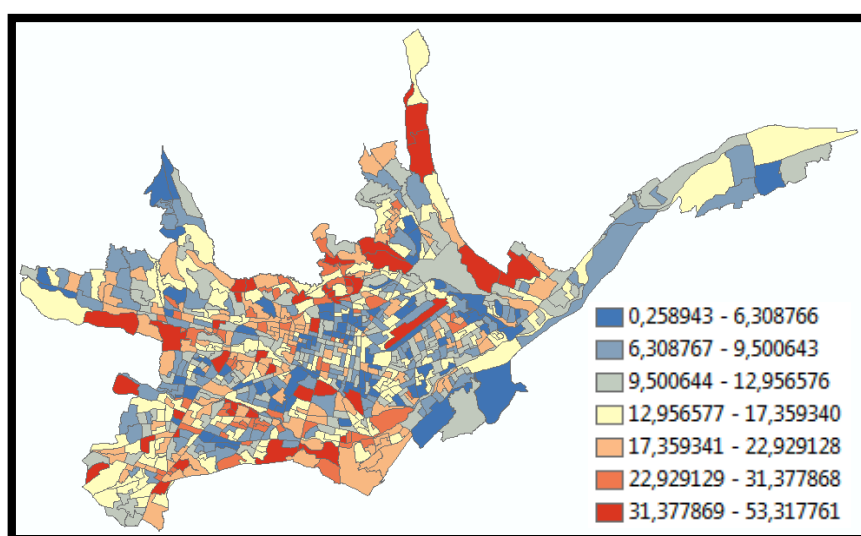
Os resultados do estudo de viabilidade econômica mostram que apenas as residências de nível socioeconômico A, B, C+ e C-, têm condições econômicas para comprar os fogões. No entanto, o governo equatoriano tem investido em um programa de incentivo de troca gratuita de fogões a gás por fogões de indução, o que permite também incluir as residências que pertencem ao nível socioeconômico D no estudo. Portanto, segundo os resultados obtidos

nessa análise de viabilidade econômica para comprar o eletrodoméstico, todas as residências da cidade têm condições para adquirir os fogões.

Além do estudo de viabilidade econômica, também foi feito um estudo de custo-benefício para determinar a proporção de residências para as quais é mais barato cozinhar com energia do que com gás. Para esse estudo de custo-benefício foram utilizadas as seguintes variáveis: consumo médio de botijões de gás de 15 kg que gasta uma família de 4 ou 5 integrantes ao mês, o equivalente de consumo em gás em consumo de energia considerando a eficiência dos fogões, o equivalente em poder calorífico, o preço do gás e o preço da energia (kWh). Além disso, foi considerado também o programa de incentivo que o governo equatoriano está executando para diminuir o consumo de GLP, o qual oferece gratuitamente, 80 kWh de consumo de energia mensalmente para as residências que queiram instalar um fogão de indução. A descrição detalhada desta metodologia utilizada presente nos *anexos I* deste trabalho. Os dados utilizados para estudo foram fornecidos pela empresa distribuidora de energia do Equador.

Os resultados obtidos para a análise de custo-benefício são apresentados na Figura 17, onde se pode observar um mapa temático da relação de custo-benefício na troca de fogões para as residências dos diversos setores da cidade. As regiões na cor vermelha correspondem aos setores que apresentam a maior proporção de residências para as quais é mais vantajoso cozinhar com energia elétrica do que com gás. Essa proporção reduz de acordo com a gradiente de cores que vai até o azul, que representa os setores onde a proporção de residências é a menor para a área de estudo.

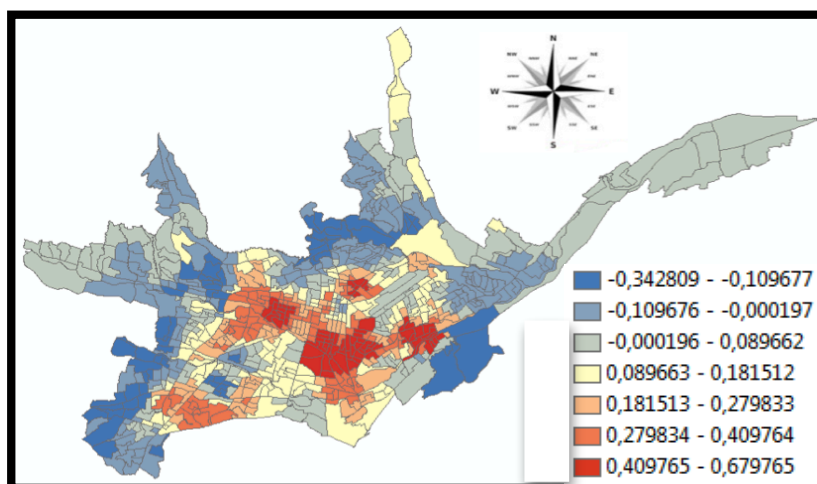
Figura 17 – Distribuição espacial do estudo de potencial de mercado do produto.



Fonte: Elaborado pelo próprio autor.

O módulo espacial permite observar por meio dos valores $\beta(s)$, os setores onde cada uma das variáveis socioeconômicas utilizadas tem maior influência nos resultados de $Y_k(s)$ (residências candidatas para comprar os fogões). Nas figuras 18 até 20, são apresentados os $\beta(s)$ das variáveis utilizadas. Esses $\beta(s)$ foram obtidos na caracterização do ano base (Esses valores $\beta(s)$ variam ao longo do tempo). Como os valores de $\beta(s)$ são coeficientes de sensibilidade eles não apresentam uma unidade de medida específica.

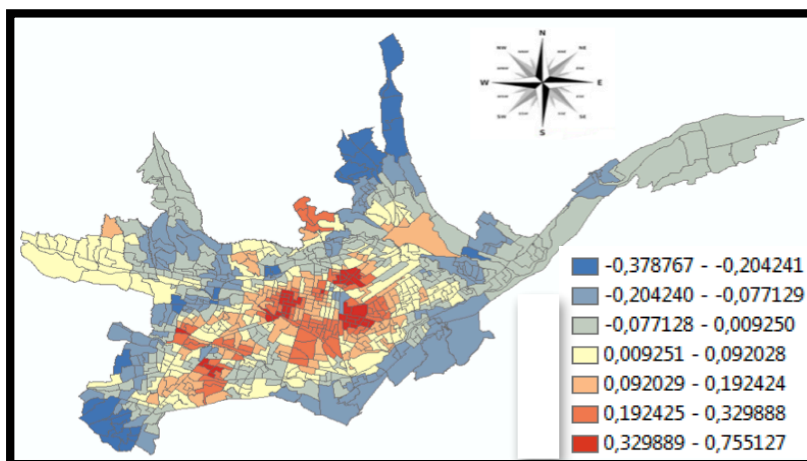
Figura 18 – Distribuição espacial dos $\beta(s)$ da variável $X1$.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 18, pode-se observar que o setor central e as áreas adjacentes são as regiões onde a variável $X1$ tem influência mais forte nos resultados das residências candidatas. Nesses locais estão concentrados o comércio e áreas administrativas. É provável que na maioria das residências desses setores, o responsável do lar tenha renda fixa mensal.

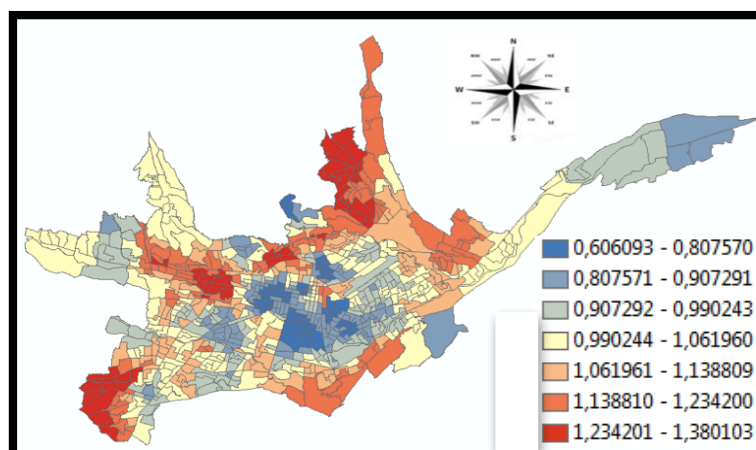
Figura 19 – Distribuição espacial dos $\beta(s)$ da variável $X2$.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 19, pode-se observar que o impacto da variável $X2$, está distribuído no setor central da cidade. Nessa região está concentrada a expansão urbana. Além disso, geralmente nesta zona as residências são de propriedade dos moradores, pois o nível socioeconômico do setor é médio-alto.

Figura 20 – Distribuição espacial dos $\beta(s)$ da variável $X4$.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Figura 20 pode-se observar que todos os valores de $\beta(s)$ distribuídos na cidade, são positivos, o que significa que esta variável $X4$ tem uma forte correlação com os resultados das residências candidatas para comprar os fogões.

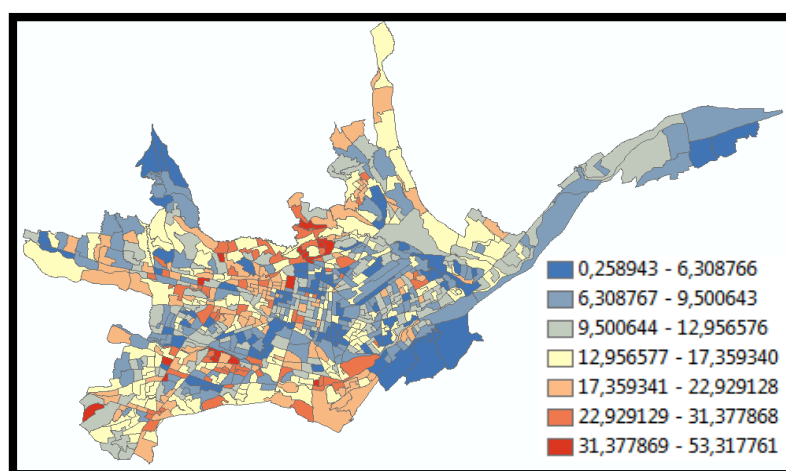
Algumas razões para os valores negativos de $\beta(s)$, podem ser: o setor não é residencial, ou pouco povoado, ou a variável socioeconômica utilizada no modelo não consegue caracterizar a realidade do setor. Um exemplo desta última razão pode ser observado analisando a Figura 19. Nesta, os setores que apresentaram valores de $\beta(s)$ negativos, podem ser explicados pelo fato de que a maior parte das residências do setor sejam alugadas; devido a isto, a variável que considera o número de residências que são de propriedade dos moradores não influencia significativamente na decisão de instalar os fogões de indução.

É importante observar que mesmo nos setores onde a influência de uma variável explicativa é fraca, as outras variáveis socioeconômicas utilizadas, influenciam fortemente na decisão de instalar os fogões.

A Figura 21 mostra os resultados de $Y_k(s)$ do módulo espacial, correspondentes à caracterização do ano base. Os resultados obtidos consideram as influências dos setores vizinhos. Estes resultados permitem identificar os setores com maior potencial de mercado para comprar os fogões de indução.

O módulo espacial é o encarregado de determinar a proporção de residências candidatas para comprar os fogões de indução, em cada setor, considerando as influências dos setores vizinhos na obtenção dos resultados. O passo seguinte é determinar como essa proporção de residências candidatas para comprar os fogões, vai impactar nas curvas de carga dos transformadores.

Figura 21 – Distribuição espacial da proporção de residências candidatas para instalar os fogões.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

5.1.2 Impacto dos fogões na curva de carga dos transformadores

Para determinar o impacto na curva de carga dos transformadores, devido aos resultados do módulo espacial, o método proposto associa cada uma das residências candidatas, a um transformador do setor, utilizando uma função de seleção aleatória para escolher transformador ao qual vai ser feita cada associação.

O total de fogões que serão instalados foi calculado considerando que todas as residências candidatas, associadas ao transformador, comprem um fogão. São considerados três tipos de fogões que podem ser comprados, como é mostrado na Tabela 2. O fator de utilização dos fogões de indução considerados neste trabalho foi determinado à intuição do autor.

Tabela 2: Potência nominal e fator de utilização dos fogões de indução considerados.

Potência nominal	Fator de utilização
2,8 kW	0,95
3,4 kW	0,90
4,0 kW	0,85

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O tipo de fogão é escolhido de forma aleatória, baseado no consumo mensal de energia dos clientes residenciais ligados no transformador. Por exemplo, a empresa de energia da Republica do Equador, propiciou todas as informação dos transformadores da área em estudo. Dos transformadores se conhece: total de clientes residenciais que estão ligados em cada transformador, grupo de consumo de energia ao que pertence cada um dos clientes. A empresa de energia tem classificados todos os clientes em 5 grupos de consumo:

- O primeiro grupo esta no intervalo de consumo de energia 0 – 60 kWh
- O segundo grupo esta no intervalo de consumo de energia 60 – 110 kWh
- O terceiro grupo esta no intervalo de consumo de energia 110 – 180 kWh
- O quarto grupo esta no intervalo de consumo de energia 180 – 310 kWh
- O quinto grupo esta no intervalo de consumo de energia 310 – 1000 kWh

Segundo esta informação considera-se que:

- O máximo de fogões de indução de 2,8 kW que pode-se instalar em um transformador é igual ao número de usuários que estão ligados no transformador que pertencem ao grupo de consumo entre 0 e 110 kWh.
- O máximo de fogões de indução de 3,4 kW que pode-se instalar em um transformador é igual ao número de usuários que estão ligados no transformador que pertencem ao grupo de consumo entre 110 e 310 kWh.
- O máximo de fogões de indução de 4,0 kW que pode-se instalar em um transformador é igual ao número de usuários que estão ligados no transformador que pertencem ao grupo de consumo maior de 310 kWh.

A curva de carga de demanda diversificada de um grupo de fogões em *pu*. é mostrada na Figura 13. Este gráfico foi fornecido pela empresa distribuidora de energia do Equador. Na parte 3 do capítulo de **fundamentação teórica para a análise de áreas, modelos de crescimento da carga e a construção de curvas de carga dos transformadores de distribuição**, é apresentado detalhadamente como foi determinada essa curva.

5.1.3 Módulo temporal

O módulo temporal é o encarregado de determinar o crescimento ao longo do tempo, dos valores $Y_0(s)_{obs}$. Para tal fim, é necessário calibrar os parâmetros: $Y_*(s)$ $Y_0(s)$ e a .

$Y_*(s)$ define o valor máximo de fogões que podem ser instalados em cada subárea, sendo igual ao total de residências que há no setor.

$Y_0(s)$ representa a proporção de residências candidatas para comprar os fogões, obtidas no ano base ($k = 0$).

$\alpha(s)$ foi calculado por meio da Equação 6, sendo $Y(s)_{His}$ um registro histórico da instalação de fogões em cada setor da cidade em estudo.

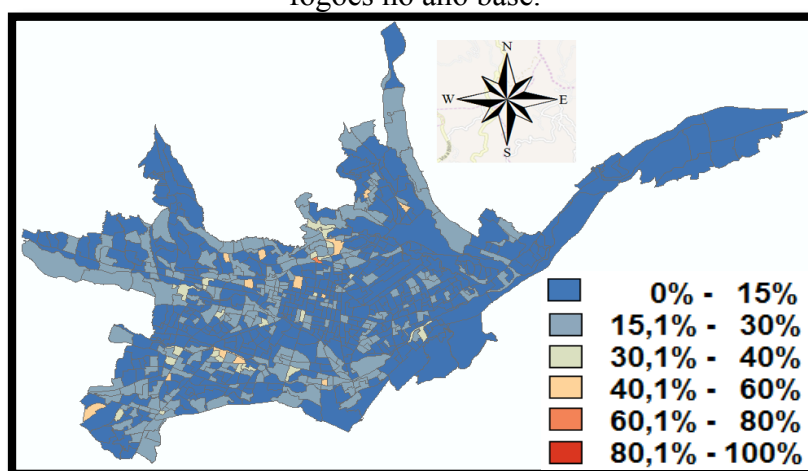
Devido ao alto consumo de energia do fogão de indução, é necessário de uma tomada especial para poder ligar o fogão. Assim, todos os clientes que tem interesse em instalar os fogões, precisam contatar a empresa de energia para que o pessoal técnico faça a instalação do fogão. Esse fato permitiu a empresa de gerar um registro histórico de todos os fogões que foram instalados ao longo do tempo, que foi fornecido para a realização deste trabalho.

5.2 RESULTADOS OBTIDOS

Nas Figuras 22 até 27, apresentam-se os mapas temáticos da cidade em estudo com o crescimento espaço-temporal da proporção de residências candidatas para comprar os fogões de indução. Observa-se que há setores com crescimento mais rápido que outros.

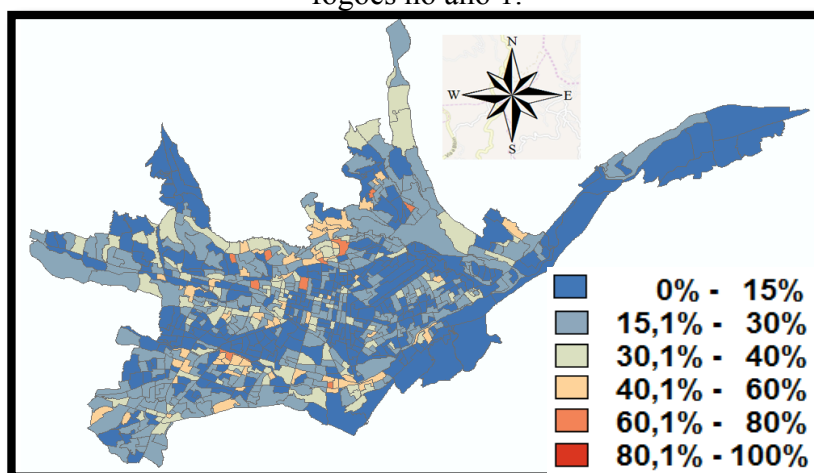
A Figura 21 é a mesma da Figura 22, só que com uma escala de proporção de residências diferente.

Figura 22 – Distribuição espacial da proporção de residências favorecidas para instalar os fogões no ano base.



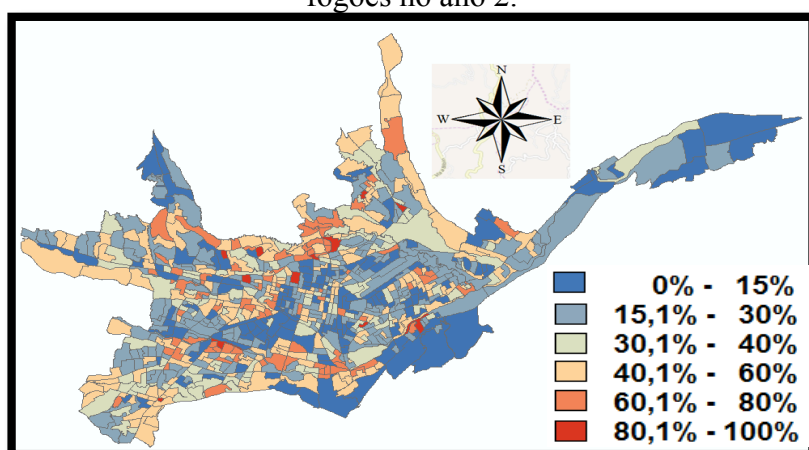
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 23 – Distribuição espacial da proporção de residências favorecidas para instalar os fogões no ano 1.



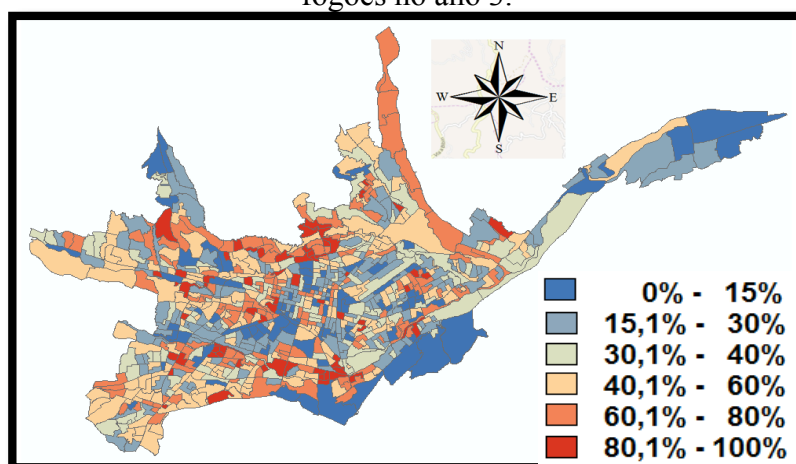
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 24 – Distribuição espacial da proporção de residências favorecidas para instalar os fogões no ano 2.



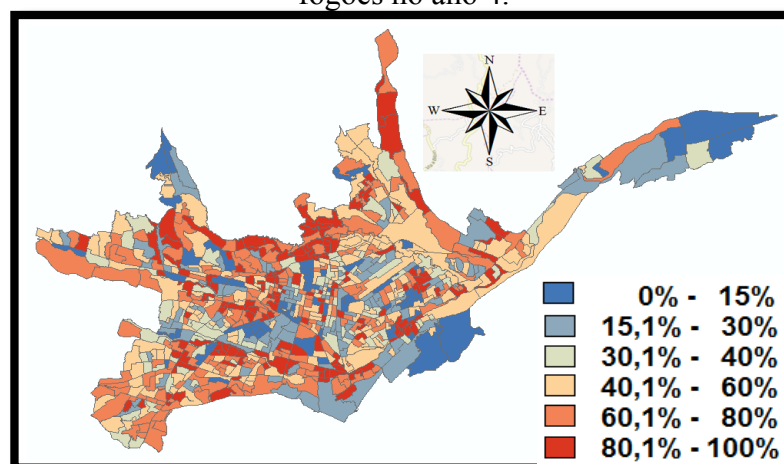
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 25 – Distribuição espacial da proporção de residências favorecidas para instalar os fogões no ano 3.



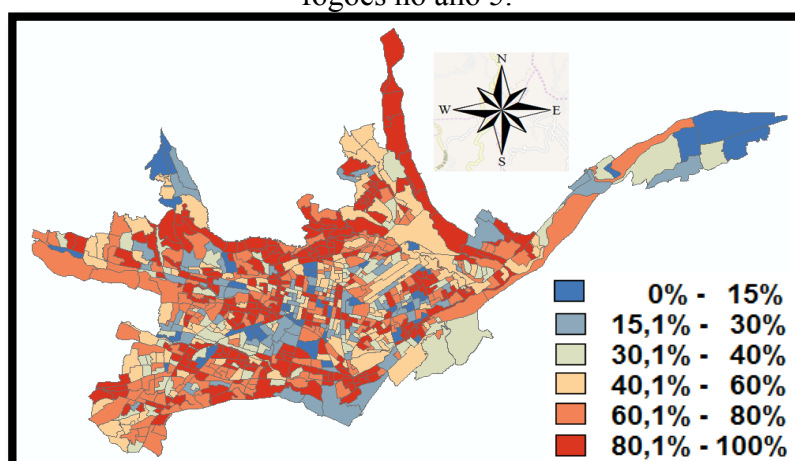
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 26 – Distribuição espacial da proporção de residências favorecidas para instalar os fogões no ano 4.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 27 – Distribuição espacial da proporção de residências favorecidas para instalar os fogões no ano 5.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Foram selecionados 10 transformadores de forma aleatória, para apresentar os resultados obtidos do crescimento da demanda, e o impacto nas curvas de carga devido à compra dos fogões de indução. Para esse procedimento foi utilizada a curva de carga em *pu* dos fogões de indução que a empresa de distribuição de energia da República do Equador determinou, sendo necessário apenas determinar a potência base.

Nas tabelas da tabela 3 até a tabela 8, são apresentados os dados determinados para construir as curvas de carga dos fogões de indução. A demanda máxima total corresponde à potência base utilizada para multiplicá-la pela curva de carga em *pu* dos fogões de indução.

Tabela 3: Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano base.

Potência Nominal Trafo (kVA)	Fogões que serão instalados no ano base			$\sum D_{max}$ Instalada no ano base (kVA)	$\sum D_{max}$ Acomulada no trafo (kVA)	Total de fogões instalados No trafo	Fator de coincidência	D_{max}^{total} (kVA)
	2,8 kW	3,4 kW	4,0 kW					
50	4	5	4	11,70	11,70	13	0,341	3,99
50	4	5	3	10,85	10,85	12	0,341	3,70
50	4	3	4	9,90	9,90	11	0,36	3,56
25	2	4	6	10,60	10,60	12	0,341	3,61
50	5	3	5	11,70	11,70	13	0,341	3,99
50	7	2	3	11,00	11,00	12	0,341	3,75
37,5	5	3	2	9,15	9,15	10	0,360	3,29
25	5	4	2	10,05	10,05	11	0,360	3,62
37,5	3	5	4	10,75	10,75	12	0,341	3,67
50	3	4	5	10,70	10,70	12	0,341	3,51

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Tabela 4: Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano base.

Potência Nominal Trafo (kVA)	Fogões que serão instalados no ano um			$\sum D_{max}$ Instalada no ano um (kVA)	$\sum D_{max}$ Acomulada no trafo (kVA)	Total de fogões instalados No trafo	Fator de coincidência	D_{max}^{total} (kVA)
	2,8 kW	3,4 kW	4,0 kW					
50	2	2	4	7,10	18,80	21	0,298	5,60
50	1	5	3	8,00	18,85	21	0,298	5,62
50	4	3	4	9,90	19,80	22	0,298	5,90
25	2	1	1	3,65	14,25	16	0,315	4,49
50	5	3	2	9,15	20,85	23	0,298	6,21
50	7	2	1	9,30	20,30	22	0,298	6,05
37,5	5	3	2	9,15	18,30	20	0,298	5,45
25	1	1	2	3,55	13,60	15	0,325	4,42
37,5	3	3	1	6,40	17,15	19	0,305	5,23
50	2	4	5	9,75	20,45	23	0,298	6,09

Fonte: Elaboração do próprio autor

Tabela 5: Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano base.

Potência Nominal Trafo (kVA)	Fogões que serão instalados no ano dois			$\sum D_{max}$ Instalada no ano dois (kVA)	$\sum D_{max}$ Acomulada no trafo (kVA)	Total de fogões instalados No trafo	Fator de coincidência	D_{max}^{total} (kVA)
	2,8 kW	3,4 kW	4,0 kW					
50	2	1	4	6,20	25,00	28	0,285	7,13
50	3	1	3	6,30	25,15	28	0,285	7,17
50	4	4	4	10,80	30,60	34	0,285	8,72
25	2	2	1	4,55	18,80	21	0,298	5,60
50	3	3	2	7,25	28,10	31	0,285	8,01
50	2	2	1	4,55	24,85	27	0,285	7,08
37,5	5	1	2	7,35	25,65	28	0,285	7,31
25	1	0	2	2,65	16,25	18	0,305	4,96
37,5	3	3	1	6,40	23,55	26	0,285	6,71
50	2	2	5	7,95	28,40	32	0,285	8,09

Fonte: Elaboração do próprio autor

Tabela 6: Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano base.

Potência Nominal Trafo (kVA)	Fogões que serão instalados no ano três			$\sum D_{max}$ Instalada no ano três (kVA)	$\sum D_{max}$ Acomulada no trafo (kVA)	Total de fogões instalados No trafo	Fator de coincidência	D_{max}^{total} (kVA)
	2,8 kW	3,4 kW	4,0 kW					
50	0	4	1	4,45	29,45	33	0,285	8,39
50	1	3	2	5,35	30,50	34	0,285	8,69
50	4	3	2	8,20	38,80	43	0,285	11,06
25	2	1	1	3,65	22,45	25	0,285	6,40
50	2	3	2	6,30	34,40	38	0,285	9,80
50	0	1	2	2,60	27,45	30	0,285	7,82
37,5	0	3	1	3,55	29,20	32	0,285	8,32
25	1	0	2	2,65	18,90	21	0,298	5,63
37,5	3	3	1	6,40	29,95	33	0,285	8,54
50	2	4	2	7,20	35,60	40	0,285	10,15

Fonte: Elaboração do próprio autor

Tabela 7: Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano base.

Potência Nominal Trafo (kVA)	Fogões que serão instalados no ano quatro			$\sum D_{max}$ Instalada no ano quatro (kVA)	$\sum D_{max}$ Acomulada no trafo (kVA)	Total de fogões instalados No trafo	Fator de coincidência	D_{max}^{total} (kVA)
	2,8 kW	3,4 kW	4,0 kW					
50	1	2	0	2,75	32,20	36	0,285	9,18
50	1	1	1	2,70	33,20	37	0,285	9,46
50	2	1	2	4,50	43,30	48	0,285	12,34
25	2	0	1	2,75	25,20	28	0,285	7,18
50	1	2	0	2,75	37,15	41	0,285	10,59
50	2	2	1	4,55	32,00	35	0,285	9,12
37,5	1	3	1	4,50	33,70	37	0,285	9,60
25	1	1	2	3,55	22,45	25	0,285	6,40
37,5	2	1	0	2,80	32,75	36	0,285	9,33
50	0	2	2	3,50	39,10	44	0,285	11,14

Fonte: Elaboração do próprio autor

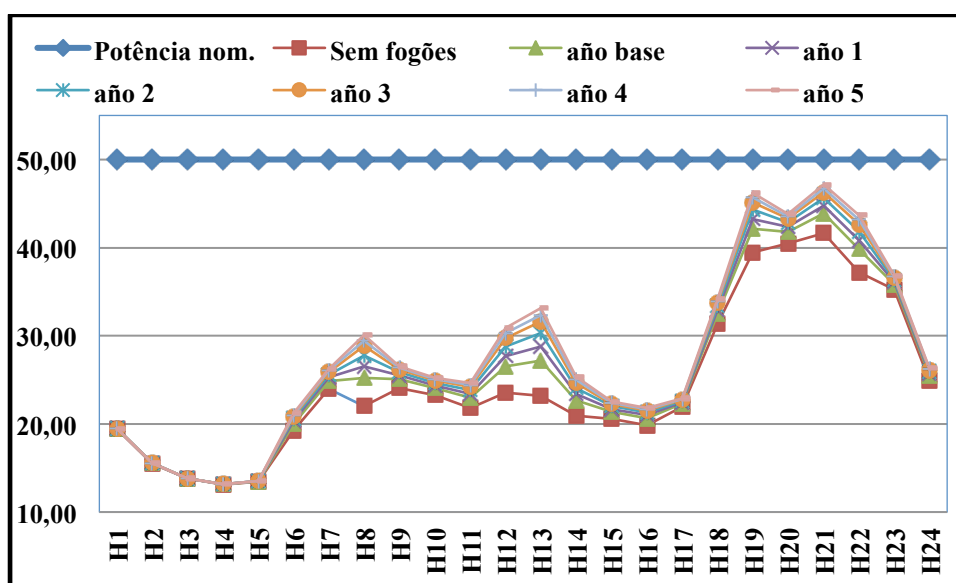
Tabela 8: Impacto nas curvas de carga dos transformadores devido á instalação dos fogões de indução no ano base.

Potência Nominal Trafo (kVA)	Fogões que serão instalados no ano cinco			$\sum D_{max}$ Instalada no ano cinco (kVA)	$\sum D_{max}$ Acomulada no trafo (kVA)	Total de fogões instalados No trafo	Fator de coincidência	D_{max}^{total} (kVA)
	2,8 kW	3,4 kW	4,0 kW					
50	1	2	0	2,75	34,95	39	0,285	9,96
50	1	0	1	1,80	35,00	39	0,285	9,98
50	2	1	2	4,50	47,80	53	0,285	13,62
25	0	0	1	0,85	26,05	29	0,285	7,42
50	1	2	0	2,75	39,90	44	0,285	11,37
50	2	2	1	4,55	36,55	40	0,285	10,42
37,5	1	0	1	1,80	35,50	39	0,285	10,12
25	1	1	0	1,85	24,30	27	0,285	6,93
37,5	2	1	0	2,80	35,55	39	0,285	10,13
50	0	2	0	1,80	40,90	46	0,285	11,66

Fonte: Elaboração do próprio autor

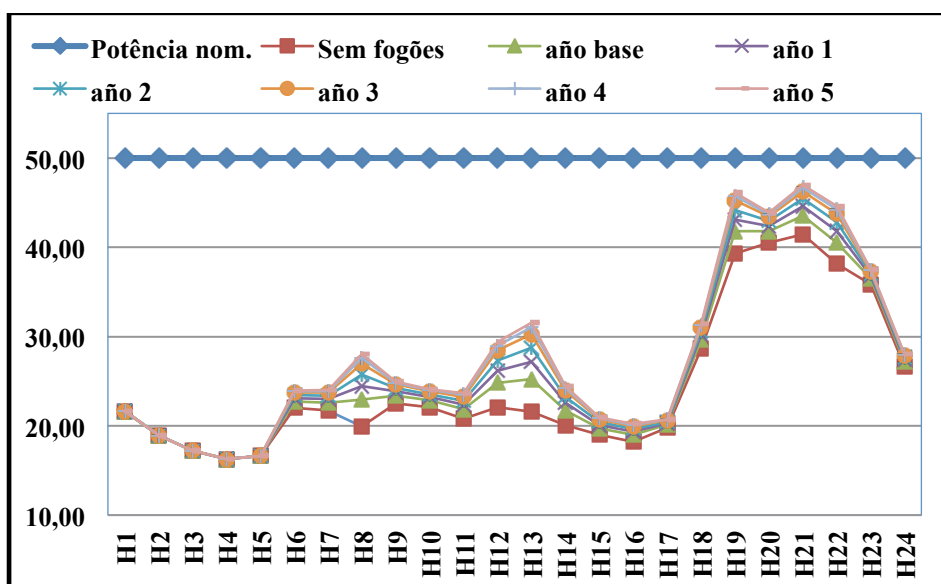
Nas Figuras 28 até 37, apresentam-se o impacto nas curvas de carga dos transformadores (kVA *versus* tempo em horas) devido a instalação dos fogões. As figuras mostram a curva de carga dos transformadores sem considerar a instalação dos fogões, e como essa curva vai aumentando ano a ano, à medida que são instalados novos fogões.

Figura 28. Impacto na curva de carga do Trafo. 1 _50 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



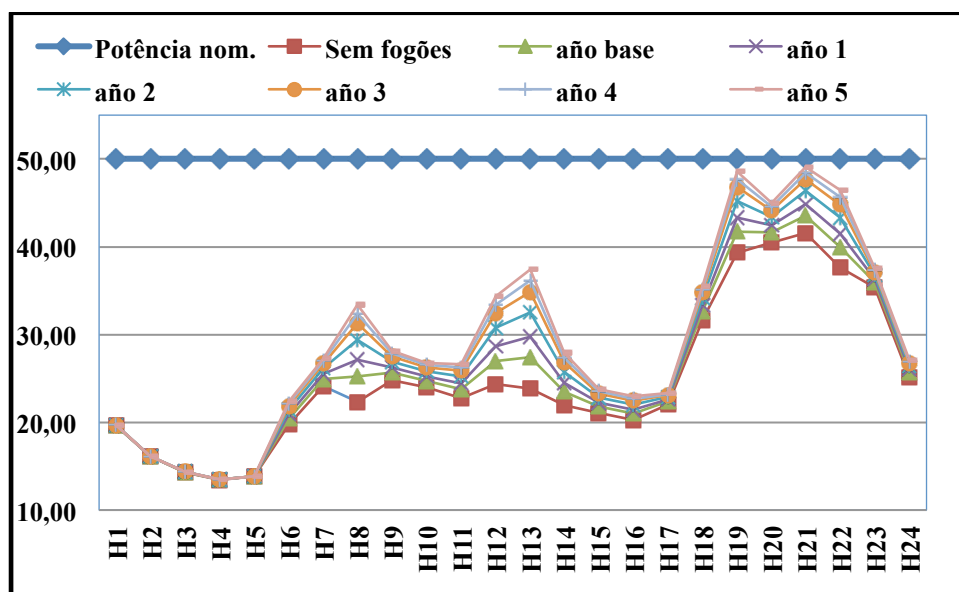
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 29. Impacto na curva de carga do Trafo. 2 _50 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



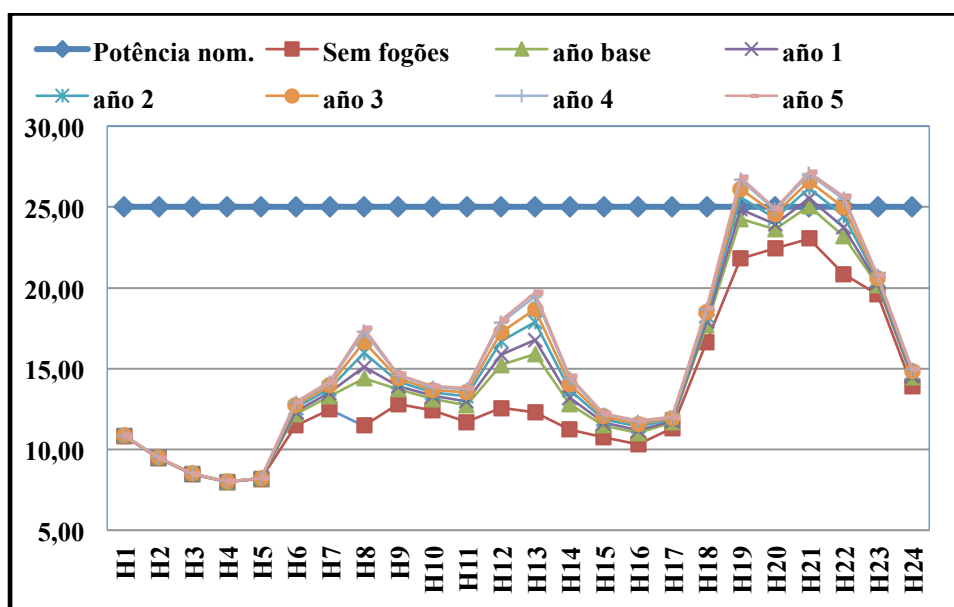
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 30. Impacto na curva de carga do Trafo. 3 _50 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



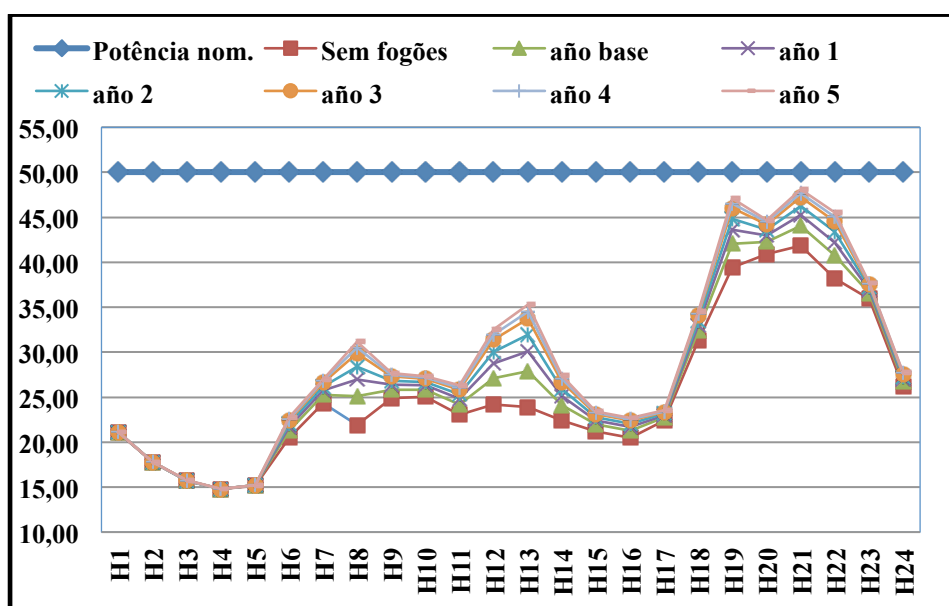
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 31. Impacto na curva de carga do Trafo. 4 _25 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



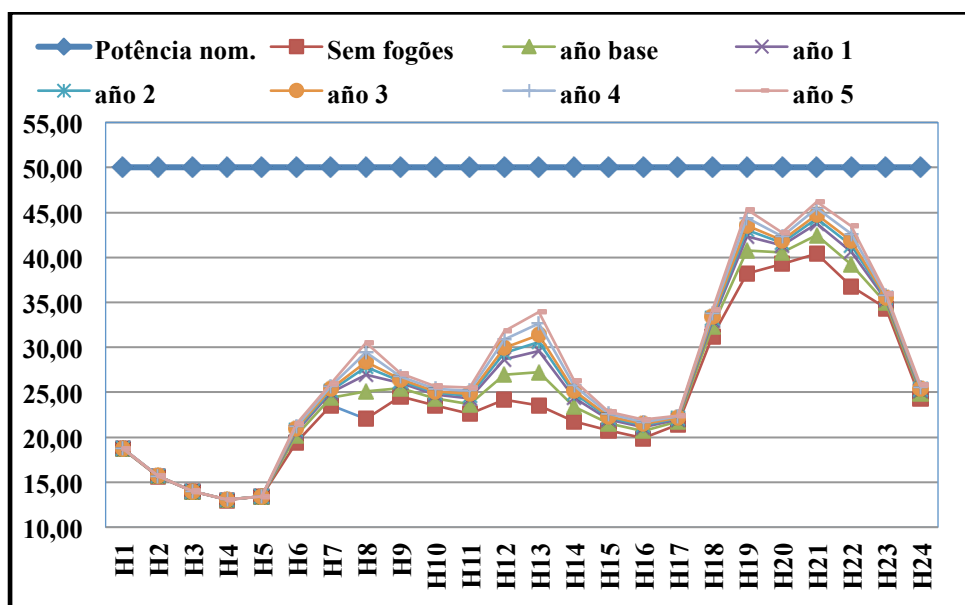
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 32. Impacto na curva de carga do Trafo. 5 _50 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



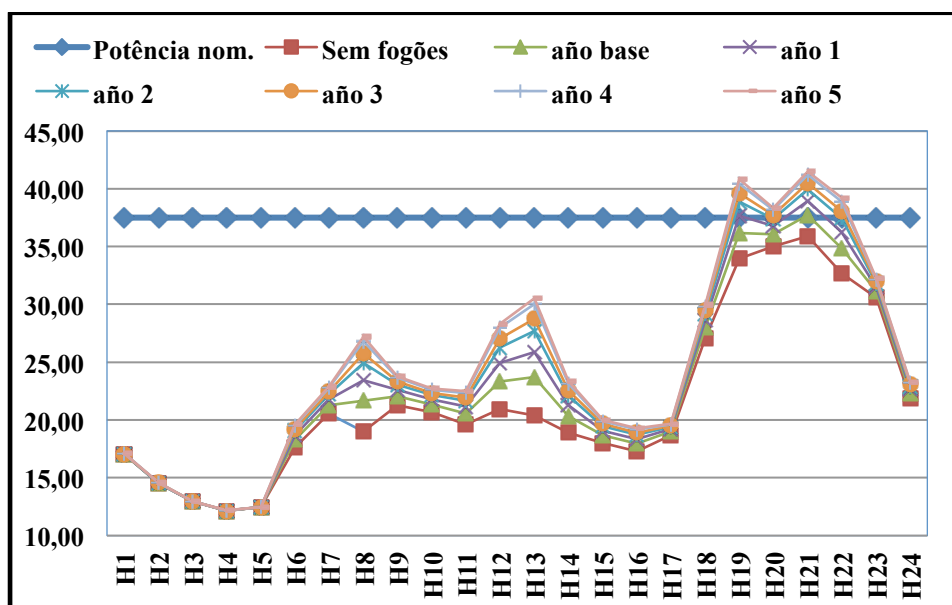
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 33. Impacto na curva de carga do Trafo. 6 _50 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



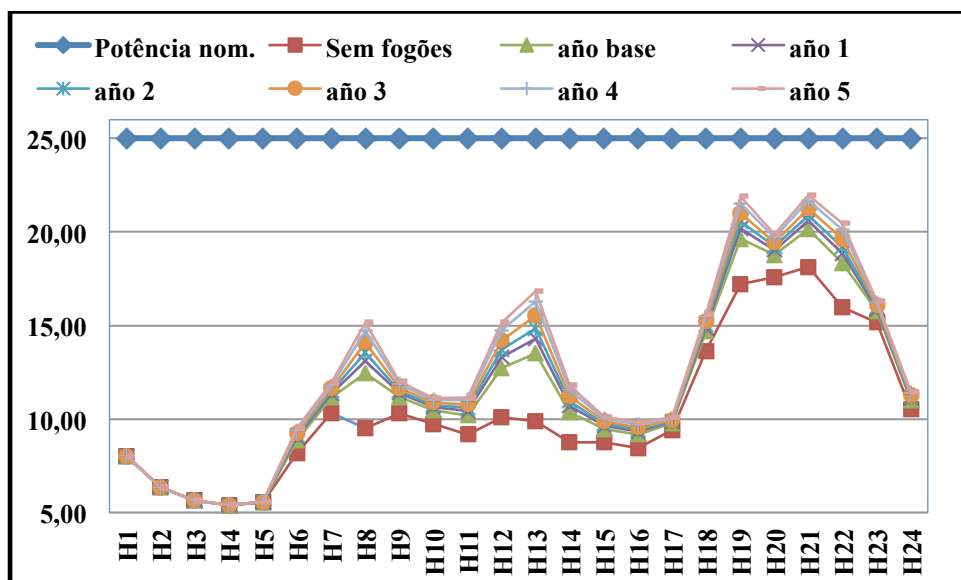
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 34. Impacto na curva de carga do Trafo. 7 _37,5 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



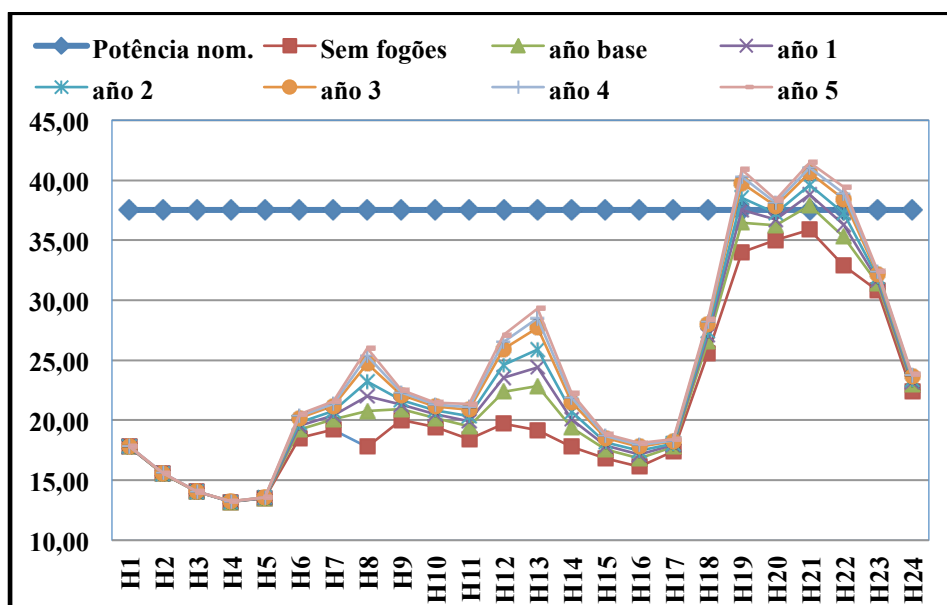
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 35. Impacto na curva de carga do Trafo. 8 _25 kVA devido à instalação dos fogões.
(kVA vs tempo)



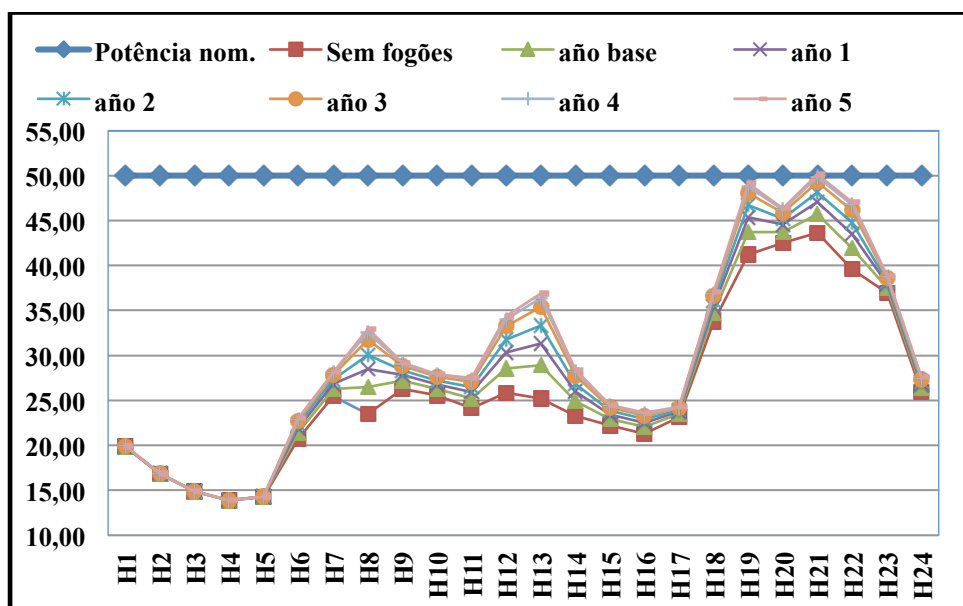
Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 36. Impacto na curva de carga do Trafo. 9_37,5 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)



Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 37. Impacto na curva de carga do Trafo.10_50 kVA devido à instalação dos fogões. (kVA vs tempo)



Fonte: Elaboração do próprio autor.

A Tabela 9 mostra como é o crescimento do carregamento dos transformadores ao anualmente ao longo do período de estudos para às 21 h, que corresponde ao horário de maior pico de demanda, devido à instalação dos fogões no setor. Como se pode observar na Tabela 9

esse carregamento é acumulativo, ou seja, são considerados os fogões que foram instalados nos anos anteriores.

Tabela 9: Evolução do carregamento (%) dos transformadores, devido à compra dos fogões.

Transformador	Sem fogões	Ano Base	Ano_1 (%)	Ano_2 (%)	Ano_3 (%)	Ano_4 (%)	Ano_5 (%)
Trafo 1_50 kVA	83,34	87,76	89,55	91,24	92,64	93,51	94,38
Trafo 2_50 kVA	82,94	87,04	89,17	90,88	92,57	93,42	93,99
Trafo 3_50 kVA	83,13	87,08	89,67	92,79	95,38	96,80	98,22
Trafo 4_25 kVA	92,20	100,21	102,15	104,62	106,38	108,11	108,65
Trafo 5_50 kVA	83,68	88,10	90,56	92,55	94,54	95,40	96,27
Trafo 6_50 kVA	80,77	84,93	87,47	88,62	89,44	90,87	92,31
Trafo 7_37,5 kVA	95,72	100,58	103,77	106,52	108,01	109,90	110,66
Trafo 8_25 kVA	72,57	80,58	82,36	83,55	85,05	86,74	87,91
Trafo 9_37,5 kVA	95,68	101,10	103,41	105,60	108,29	109,47	110,65
Trafo 10_50 kVA	87,36	91,41	94,11	96,33	98,60	99,71	100,28

Fonte: Elaboração do próprio autor.

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

6.1 CONCLUSÕES

Devido às características socioeconômicas na área urbana, e ao uso de solo em uma cidade, é necessária a previsão de demanda elétrica em forma espacial, também denominada “*Previsão espacial de carga*”, considerando que numa mesma cidade existem setores que apresentam maior crescimento que outros, e em diferentes períodos de tempo.

Neste trabalho, apresentou-se um método que permite determinar o crescimento espaço-temporal da demanda de energia elétrica, devido à compra de eletrodomésticos de alto consumo de energia. O método utiliza dois módulos para fazer o prognóstico de crescimento: um módulo espacial e um módulo temporal. O módulo espacial utiliza uma regressão ponderada geograficamente que permite utilizar variáveis socioeconômicas com o objetivo de localizar os setores com maior potencial de mercado para comprar um eletrodoméstico de alto consumo elétrico. Enquanto o módulo temporal utiliza uma regressão de distribuição logística que permite simular o crescimento ao longo do tempo desse potencial de mercado. A metodologia também utiliza uma função de seleção aleatória para associar essa proporção de residências candidatas com os transformadores que fornecem a energia elétrica em cada setor. O método desenvolvido foi aplicado em uma cidade de médio porte da República do Equador, a fim de calcular o crescimento da demanda elétrica devido à compra massiva de fogões de indução. Os resultados obtidos foram apresentados através de mapas temáticos que mostram a proporção de residências candidatas para comprar o produto em cada setor da área de estudo. Os resultados também permitem observar através de curvas de carga, como é o impacto no carregamento de cada transformador devido ao número de residências candidatas associado. Com os resultados obtidos, os planejadores da empresa concessionária poderão tomar decisões no planejamento do sistema de distribuição e do mercado de energia elétrica.

Uma das contribuições importantes do método proposto é que este faz inter-relações de proximidade espacial entre os setores da área de estudo, a fim de analisar como as decisões tomadas em um setor, podem influenciar nas preferências de seus vizinhos. Isto é feito por meio de uma matriz de ponderação espacial, que permite definir uma largura de banda para determinar os pesos de relacionamento.

A importância do mapeamento do potencial de mercado de um eletrodoméstico de alto consumo de energia elétrica é que vai facilitar aos planejadores na identificação dos locais

onde será necessário fazer transferências de cargas entre os transformadores, reforçar o sistema de distribuição ou contruir novos alimentadores para garantir o fornecimento das exigências de energia de seus clientes.

6.2 PRODUÇÕES BIBLIOGRÁFICAS

- Um método baseado na regressão GWR para estimar o potencial de mercado de aparelhos elétricos residenciais de alto consumo, foi publicado no Congresso Brasileiro de Automática CBA 2016. (MEJIA M.A., MELO J.D., SAMBRANO S., PADILHA-FELTRIN A., 2016), com o título: Regressão ponderada geograficamente para estimar a distribuição espacial do potencial de mercado dos eletrodomésticos com alto consumo de energia elétrica.
- Um método espaço-temporal para determinar o crescimento da carga residencial devido à compra de eletrodomésticos de alto consumo de energia elétrica, foi submetido ao congresso IEEE PES powertech 2017 (MEJIA M.A., MELO J.D., SAMBRANO S., PADILHA-FELTRIN A., 2016), com o título: modelo espaço-temporal para estimação de demanda devido a eletrodomésticos com alto consumo de energia.

6.3 TRABALHOS FUTUROS

- O módulo temporal deste método proposto está baseado na regressão de distribuição logística. Uma das condições exigidas para poder aplicar esta regressão é que o coeficiente de crescimento " α " tem que ser constante e positivo durante todo o período de crescimento. Portanto um trabalho futuro que pode ser desenvolvido a partir desta pesquisa é considerar um modelo de crescimento temporal diferente, que permita considerar um coeficiente de crescimento variável no tempo, e assim, poder considerar a variação do preço do produto na determinação da proporção de residências candidatas para comprá-lo, em cada ano do período de estudo.
- Outra variação que pode ser realizada neste trabalho é considerar algoritmos de agrupamentos, para fazer a associação da proporção de residências candidatas para comprar o eletrodoméstico, com os transformadores de distribuição existentes em cada setor.

- Por outro lado, também pode ser realizada uma pesquisa de campo que permita determinar as preferências e os interesses dos habitantes em comprar eletrodomésticos de alto consumo de energia elétrica, a fim de fazer uma melhor caracterização do ano base deste método proposto.
- Neste trabalho de pesquisa foi obtido o impacto nas curvas de carga dos transformadores de distribuição devido à instalação de fogões de indução. Outros trabalhos futuros que podem ser feitos a partir desta pesquisa é determinar o impacto nas curvas de carga dos alimentadores e das subestações.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, C. M. **Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007.

ARCGIS. **Software**. [S. l.: s. n.], 2014. Disponível em:
<<http://www.esri.com/software/arcgis>Bibliografiadesiónadacióno>. Acesso em: 18 nov. 2015.

ARIAS, A. M. **Métodos utilizados para o prognóstico de demanda de energia elétrica em sistemas de distribuição**. 2013. Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Tecnologia de Pereira, Pereira, 2013.

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. Harlow: Prentice Hall, 1995.

BANKS, R. **Growth and diffusion phenomena: mathematical frameworks and applications**. Berlin: Springer-Verlag, 1994.

BATTY, M. **Cities and complexity: understanding cities with cellular automata, agent-based models, and fractals**. Massachusetts: The MIT, 2007.

BESSA R. J.; TRINDADE, A.; MIRANDA, V. Spatial-Temporal solar power forecasting for smart grids. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, Piscataway, v. 11, n. 1, p. 232-241, 2015.

BRUSDON, C.; FOTHERINGHAM, A. S. AND CHARLTON, M. E. Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity. **Geographical Analysis**, Hoboken, v. 28, n. 4, p. 281- 298, 1996.

CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. **Evolutionary heuristic to determine future land use**. In: POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING - CONVERSION AND DELIVERY OF ELECTRICAL ENERGY, 21., 2008, Pittsburgh. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2008. p. 1-6, 2008.

CARRENO, E. M.; ROCHA, R. M. AND PADILHA-FELTRIN, A. A cellular automaton approach to spatial electric load forecasting. **IEEE Transaction on Power System**, Piscataway, v. 26, n. 2, p. 532-540, 2011.

CHANG, R.-F.; LEOU, R.-C. AND LU, C.-N. Distribution transformer load modeling using load research data. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 17, n. 2, p. 655-661, 2002.

CHOW, M.; ZHU, J. AND TRAM, H. Application of fuzzy multi-objective decision making in spatial load forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 13, n. 3, p. 1185-1190, 1998.

CHOW, M. Y.; TRAM, H. Methodology of urban re-development considerations in spatial load forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 12, n. 2, p. 996-1001, 1997.

ENRÍQUEZ, G. **El ABC del alumbrado y las instalaciones eléctricas en baja tensión**. 2 ed. México: Limusa, 2004.

FARIA, L. T.; MELO, J. D. AND PADILHA-FELTRIN, A. Spatial-temporal estimation for nontechnical losses. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 31, n. 1, p. 362-369, 2016.

FOTHERINGHAM, A. S.; BRUNSDON, C.; CHARLTON, M. E. **Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships**. Wiley: Chi Chester, 2002.

GAO, X.; ASAMI, Y. Influence of spatial features on land and housing prices. **Tsinghua Science and Technology, Beijing**, v.10, n. 3, p. 344- 353, 2005.

GERBEC, S. D.; GASPERIC, I. S.; GUBINA, F. Consumers' load profiles determination based on different classification methods. **IEEE Power Engineering Society General Meeting**, Piscataway, v. 2, p. 13-17, 2003.

GUTIÉRREZ, J.; GARCÍA J. C.; CARDOZO, O. D. Regresión geográficamente ponderada (gwr) y estimación de la demanda de las estaciones del metro de Madrid. In: CONGRESO NACIONAL DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN GEOGRÁFICA, 15., 2012, Madrid. **Proceedings...** [S. l.]: AGE-CSIC, 2012. p. 19-21.

HASSANZADEH, M.; EVRENOSOĞLU, C. Y.; MILI, L. A short-term nodal voltage phasor forecasting method using temporal and spatial correlation. In: **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 31, n. 5, p. 3881-3890, 2016.

HE, Y. Urban electric load forecasting using combined. **Journal of computers**, New Rochelle, v. 4, n. 12, p. 1209 - 1215, 2009.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. **Censo demográfico 2000**: agregado por setores censitários. 2. ed. Rio Janeiro, 2000. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 15 nov. 2015.

JARDINI, J. A.; TAHAN, C. M. V.; GOUVÊA, M. R.; AHN, S. U. AND FIGUEIREDO, F. M. Daily load profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 15, n. 1, p. 375-380, 2000.

LAZZARI, A. Land use data improves load forecast. **Electrical World**, North Canton, v. 159, n. 25, p. 38-40, 1962.

LLOYD, C. D.; SHUTTLEWORTH, I. Analyzing commuting using local regression techniques: scale, sensitivity, and geographical patterning. **Environment and Planning**, London, v. 37, n. 1, p. 81-103, 2005.

MALTHUS, T. **An essay on the principle of population**. Londres: Penguin Books, 1798.

MCGRANAHAN, G.; MARTINE, G. **Urbanization and development**: policy lessons from the BRICS experience. London: International Institute for Environment and Development - IIED, 2012. 25 p.

- MELO, J. D. **Modelo celular para a simulação espaço-temporal do crescimento da densidade de carga nos sistemas de distribuição de energia elétrica considerando a geometria fractal da área urbana**. 2013. 144 f. (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Ilha Solteira, São Paulo, 2013.
- MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. **Spatial pattern recognition of urban sprawl using a geographically weighted regression for spatial electric load forecasting**. Piscataway: Intelligent Systems Applications to Power Systems, 2015. 5 p.
- MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. **Considering urban dynamics in spatial electric load forecasting**. San Diego: IEEE Power and Energy Society General Meeting, 2012a. 7 p.
- MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Multi-Agent Simulation of Urban Social Dynamics for Spatial Load Forecasting. **Transaction on Power System**, Piscataway, v. 27, n. 4, p. 1870-1878, 2012b.
- MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN A. AND MINUSSI C. R. Grid-based simulation method for spatial electric load forecasting using power-law distribution with fractal exponent. **Int. Trans. Elect. Energy. Syst.**, London, v. 26, n. , p. 1339–1357, 2015.
- MENNIS, J. Mapping the results of geographically weighted regression. **Cartographic Journal**, Abingdon, v. 43, n. 2, p. 171- 179, 2006.
- MIRANDA, V.; MONTEIRO, C. Fuzzy inference in spatial load forecasting. In: POWER ENGINEERING SOCIETY WINTER MEETING, 4., 2000, Singapore. **Proceedings...** New York: IEEE, 2000. p. 1063-1068.
- OLIVEIRA, S.; PEREIRA, J. M. C.; AYANZ, J. S. M.; LOURENÇO, L. Exploring the spatial patterns of fire density in Southern Europe using Geographically Weighted Regression. **Applied Geography**, Kidlington, v. 51, n. 1, p. 143–157, 2014.
- PARLOS, A. G. Development of an intelligent long term electric load forecasting system. In: THE IEEE ISAP, 1996, Orlando. **Proceedings...** New York: IEEE, 1996. p. 288-292.
- PERSKY, J.; WIEWEL, W. Central city and suburban development: who pays and who benefits. In: THE CHICAGO BROWNFIELDS FORUM, 1996, Chicago. 1996. pp. 1-21, 1996.
- R. A language and environment for statistical computing. **R Development Core Team**, 2011. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>>. Acesso em: 12 nov. 2015.
- RAMÍREZ, S. **Redes de distribución de energía**. 3. ed. Manizales: Universidad Nacional de Colombia, 2009.
- SELBY, B.; KOCKELMAN, K. M. Spatial prediction of traffic levels in unmeasured locations: applications of universal kriging and geographically weighted regression. **Journal of Transport Geography**, Kidlington, v. 29, n. 1, p. 24–32, 2013.
- SENJYU, T.; MANDAL, P.; UEZATO, K.; FUNABASHI, T. Next day load curve forecasting using hybrid correction method. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 20, n. 1, p. 102-109, 2005.

VAN WORMER, F. C. Some aspects of distribution load area geometry. **IEEE Transactions of the American Institute of Electrical Engineers Power Apparatus and Systems, Part III**, New York, v. 76, n. 2, p. 1343-1349, 1954.

VASQUEZ, R. L. A methodology for electrical energy forecast and its spatial allocation over developing boroughs. In: TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE AND EXPOSITION, 2008, Chicago. **Proceedings...** New York: IEEE, 2008. p. 1-6.

VERHULST, P. F. **Notice sur la Loi que la population Suit Dans son Acroissement**. Bruxelas: Correspondence Mathematique e Physique, 1838.

WALL, D. L.; THOMPSON, G. L.; NORTHCOTE-GREEN, J. E. D. An optimization model for planning radial distribution networks. **IEEE transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. PAS-98, n. 3, p. 1061-1068, 1979. ISSN 0018-9510.

WILLIS, H. L. **Spatial electric load forecasting**. New York: Marcel Dekker, 2002.

WILLIS, H. L.; ENGEL, M. V.; BURI, M. J. Spatial load forecasting. **IEEE Computer Applications in Power**, Piscataway, v. 8, n. 2, p. 40-43, 1995.

WILLIS, H. L.; GREGG, J.; CHAMBERS, Y. Spatial load forecasting for system planning. In: AMERICAN POWER CONFERENCE, 1978, Chicago. **Proceedings...** Chicago: The Illinois Institute of Technology Chicago, 1978. p. 1249-1257.

WILLIS, H. L.; NORTHCOTE-GREEN, J. E. D. Spatial electric load forecasting: a tutorial review. **Proceedings of the IEEE**, Piscataway, v. 71, n. 2, p. 232 – 253, 1983.

WU, H. C.; TSA, C. S.; LU, C. N. Load forecast in a competitive retail market. In: TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE, 1999, New York. **Proceedings...** New York: IEEE, 1999. p. 160-164.

YANG, L.-X. Power cellular automata and space-time character forecasting of power load. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRIC UTILITY DEREGULATION AND RESTRUCTURING AND POWER TECHNOLOGIES, 3., 2008, Nanjing. **Proceedings...** New York: IEEE, 2008. p. 1192 – 1197.

YANG, X. Y. J.; ZHANG, T.; MAO, H. Application of uncertainty reasoning based on cloud theory in spatial load forecasting. In: WORLD CONGRESS ON INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, 2006, Dalian. **Proceedings...** New York: IEEE, 2006. p. 21-23, 2006.

ZAMBRANO, S.; MOLINA, M. **Investigación y caracterización de la carga muestreo aleatorio por estratos**. Cuenca: Empresa eléctrica regional centro sur C.A. Departamento de estudios técnicos, 2016.

ANEXOS A: ESTUDO DE VIABILIDADE ECONÔMICA E CUSTO-BENEFÍCIO PARA A CARACTERIZAÇÃO DO ANO BASE.

Estudo de viabilidade econômica.

O objetivo desta análise de viabilidade econômica é determinar a quantidade de salários mínimos mensais que os moradores de uma residência precisam para poder comprar um fogão de indução. Para tal fim, são considerados os seguintes preços:

- Preço do fogão: \$350 USD
- Preço do kit de panelas: \$150 USD
- Custo da instalação do fogão: \$30 USD

Custo total da compra do fogão de indução = \$530 USD

Para esse estudo de viabilidade econômica é considerado que o custo total da compra do fogão de indução é \$530 USD.

Nessa análise, o cliente tem a liberdade de escolher qual a porcentagem do custo total do fogão quer financiar. Para esse caso de estudo foi considerado o pior cenário, ou seja, o cliente escolhe financiar 100% do custo.

O número total de parcelas mensais pode ser financiado o fogão é de 48, os juros e taxa de financiamento é de 7% anual. Considerou-se o salário mínimo de \$340 USD

Segundo as condições supracitadas, os resultados da análise de viabilidade econômica mostram que os moradores de uma residência alugada precisam de 1,75 salários mínimos mensais para poder comprar o fogão, enquanto em uma residência que é de propriedade dos moradores é requerido uma renda mensal igual ou superior a 1,17 salários mínimos.

Segundo o INEC, a população da cidade esta dividida em cinco níveis socioeconômicos: A, B, C+, C- e D; sendo A o nível socioeconômico mais alto e D o nível socioeconômico mais baixo. Esse instituto proporcionou informação sobre a porcentagem de residências que pertencem a cada um destes níveis socioeconômicos, e em media, quantos salários mínimos mensais e a renda de cada uma dessas residências que pertencem a esses grupos.

Os resultados do estudo de viabilidade econômica mostram que apenas as residências de nível socioeconômico A, B, C+ e C-, têm as condições econômicas para comprar os fogões.

Estudo de custo-benefício para comprar o fogão de indução.

O objetivo dessa análise de custo-benefício é determinar a proporção de residências em cada setor para as quais é mais barato cozinhar com energia que com gás. Para tal fim, são consideradas as seguintes informações:

- Consumo médio mensal de cilindros de gás de 15 kg, numa família de 4 ou 5 habitantes.
- Equivalente calorífico ao 100% de eficiência 1 kg de GLP = 13,67 kWh.
- Eficiência média de um fogão de gás = 51,26%
- Eficiência média de um fogão de indução = 80,60%
- Preço do kWh = \$0,1 USD.
- Preço do cilindro de gás de 15kg = \$1,60 USD.
- Incentivos do governo = 80 KWh ao mês de graça.

Essas informações foram fornecidas pela empresa distribuidora de energia da República do Equador.

Os resultados deste estudo são apresentados na Figura 17 deste trabalho.

ANEXOS II: ANÁLISE DE CORRELAÇÃO ESTATÍSTICA DAS VARIÁVEIS SOCIOECONÔMICAS

Inicialmente foram selecionadas as seguintes variáveis socioeconômicas para ser utilizadas no modelo espacial do método proposto. Essas variáveis foram selecionadas pelos planejadores baseado na experiência de trabalho ao longo dos anos.

- $X1(s)$: Número de residências onde o responsável do lar tem renda mensal fixa.
- $X2(s)$: Número de residências que são de propriedade dos moradores.
- $X3(s)$: Potência elétrica instalada no setor.
- $X4(s)$: Número de residências onde há pelo menos uma mulher permanente no lar, maior de 15 anos.
- $X5(s)$: Número de residências onde há mais de 5 moradores.
- $X6(s)$: Número de residências onde há apenas um morador e é aposentado
- $X7(s)$: Número de residências que são alugadas
- $X8(s)$: Número de residências onde o responsável do lar tem nível de escolaridade até ensino fundamental
- $X9(s)$: Número de residências onde o responsável do lar tem nível de escolaridade até formação técnica.

- X10(s): Número de residências onde o responsável do lar tem nível de escolaridade até ensino superior
- X11(s): Número de residências que tem acesso a computador e internet
- X12(s): Número de residências que tem televisão por cabo.

Segundo a análise de correlação estatística, as únicas variáveis que apresentam significância estatística aceitável são as variáveis apresentadas na seção de resultados obtidos deste trabalho.