

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**PREVISÃO ESPACIAL DE DEMANDA EM SISTEMAS
DE DISTRIBUIÇÃO COM UMA BASE REDUZIDA DE
DADOS**

EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO

TESE DE DOUTORADO

Fevereiro de 2008, Ilha Solteira - SP

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**PREVISÃO ESPACIAL DE DEMANDA EM SISTEMAS
DE DISTRIBUIÇÃO COM UMA BASE REDUZIDA DE
DADOS**

EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO

ANTONIO PADILHA FELTRIN

Orientador

Tese de Doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira da UNESP, como parte dos requisitos para a obtenção do título de *Doutor em Engenharia Elétrica*.

Área de concentração: Automação.

Fevereiro de 2008, Ilha Solteira - SP

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação
Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação da UNESP - Ilha Solteira.

C314p	<p>Carreño Franco, Edgar Manuel</p> <p>Previsão espacial de demanda em sistemas de distribuição com uma base reduzida de dados / Edgar Manuel Carreño Franco. -- Ilha Solteira : [s.n.], 2008</p> <p>104 f. : il. (algumas color.)</p> <p>Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de concentração: Automação, 2008</p> <p>Orientador: Antonio Padilha Feltrin</p> <p>Bibliografia: p. 98-104</p> <p>1. Energia elétrica - Distribuição. 2. Banco de dados temporais. 3. Planejamento urbano.</p>
-------	--

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA TESE DE DOUTORADO DE EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, DO(A) FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA.


Aos 19 dias do mês de fevereiro do ano de 2008, às 08:00 horas, no(a) Anfiteatro da Biblioteca, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos seguintes membros: Prof. Dr. ANTONIO PADILHA FELTRIN do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Prof. Dr. GERMANO LAMBERT-TORRES do(a) Instituto de Sistemas Elétricos e Energia / Universidade Federal de Itajubá, Profa. Dra. CLAUDIA MARIA DE ALMEIDA do(a) Divisão de Sensoriamento Remoto / Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, sob a presidência do primeiro, a fim de proceder a arguição pública da TESE DE DOUTORADO de EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO, intitulado "PREVISÃO ESPACIAL DE DEMANDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO COM UMA BASE REDUZIDA DE DADOS". Após a exposição, o discente foi argüido oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo recebido o conceito final: APROVADO. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que, após lida e aprovada, foi assinada pelos membros da Comissão Examinadora.




Prof. Dr. ANTONIO PADILHA FELTRIN




Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI



Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI



Prof. Dr. GERMANO LAMBERT-TORRES



Profa. Dra. CLAUDIA MARIA DE ALMEIDA

*Para minha mãe.
Para Elizete e Emanuely.*

Agradecimentos

Agradeço à minha mãe e minha família pelo respeito e apoio durante esta jornada.

Agradeço à Elizete e Emanuely pela companhia, amor e ajuda nos momentos difíceis.

Agradeço ao professor Antonio Padilha Feltrin pela dedicação e orientação em todos os trabalhos desenvolvidos nos últimos anos. Ao professor Rubén Romero e sua família por sua amizade e ajuda. Agradeço aos colegas do LAPSEE pelo companheirismo e pelas boas discussões que contribuíram para a melhoria do trabalho. A todos os professores e funcionários do departamento de engenharia elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira.

Agradeço à UNESP, ao departamento de Engenharia Elétrica da FEIS pela estrutura oferecida para o desenvolvimento do trabalho. À FEPISA e seus parceiros, assim como ao CNPq pelo apoio financeiro.

Resumo

A previsão espacial de demanda em sistemas de distribuição de energia elétrica visa determinar a distribuição espaço-temporal do crescimento da demanda de energia elétrica na área de serviço. Essa informação é de vital importância para apoiar o processo de tomada de decisões no planejamento da expansão e operação das redes de distribuição no médio e longo prazo.

As metodologias de previsão espacial de demanda requerem uma grande quantidade de dados do sistema elétrico, das características socioeconômicas da região e da população, que geralmente não são de fácil coleta nem manipulação, e muitas vezes não estão disponíveis.

Nesta tese apresenta-se e aplica-se uma nova metodologia de previsão espacial de demanda, a partir de um algoritmo de extração de conhecimento baseado em conceitos de algoritmos evolutivos e regras de classificação lingüísticas, para caracterizar a área de serviço e identificar novas áreas com possibilidades de aumento de carga futuro.

Com o algoritmo desenvolvido, toda a informação disponível de uma base de dados espacial é extraída, sem importar o tamanho desta, assim, apresenta como flexibilidade o fato de poder ser aplicado em diferentes situações. Além disso, permite o acesso a novas e diferentes bases de dados no futuro.

A metodologia proposta foi aplicada em um sistema real de uma cidade de porte médio, com cerca de duzentos mil habitantes, apresentado respostas com acerto em torno de 95%, quando comparadas com as obtidas por especialistas que realizam a projeção de demanda na região. Adicionalmente, são obtidos resultados importantes sobre áreas do município com potencial de desenvolvimento, no longo prazo, que geralmente não são indicadas pelos especialistas.

Abstract

Spatial electric load forecasting in electric energy distribution systems try to find out the spatial-temporal distribution of the electric energy demand growth in the service area. This information is of vital importance to support the decision-making process in planning the expansion and operation of distribution networks in the medium and long term.

The methodologies for spatial electric load forecasting require many data from the electrical system, socioeconomic characteristics of the region and population, which generally are not easy to collect or manipulate, and often are not available.

In this thesis, a new spatial electric load forecasting methodology is presented. To characterize the service area and identify the new areas with growth possibility in the future, the methodology uses elements from knowledge extraction, language based classification rules and evolutionary algorithms.

The algorithm developed extract all available information from a spatial database no matter the size of it, thus, one of its main advantages is the flexibility to be applied in different situations. In addition, it allows access to new and different databases in the future.

The proposed methodology was applied in a real distribution system of a medium size city, about two hundred thousand inhabitants, with a 95% success rate when compared with results obtained by specialists who perform the load forecasting in the region. Also, important results are obtained about areas of the town with development potential in the long term, which generally are not listed by the specialists.

LISTA DE FIGURAS

2.1	Exemplo de curva de carga típica de um consumidor residencial	p.22
2.2	Curvas de cargas reais de seis consumidores residenciais e curva média na faixa de 201 a 300kWh	p.25
2.3	Curvas de cargas reais de seis consumidores residenciais e curva média na faixa de 301 a 500kWh	p.25
2.4	Crescimento geral esperado considerando toda a área de serviço	p.29
2.5	Crescimento específico esperado ao analisar o comportamento em pequena escala, no mesmo período de tempo	p.29
2.6	Mapa de uma região com tamanho de áreas distintas para representar áreas de influência por alimentador	p.31
2.7	Mapa de uma região dividido em uma grade de tamanho grande.	p.31
2.8	Mapa de uma região dividido em uma grade pequena	p.32
2.9	O modelo de centro da gravidade representa a influência de um ponto específico de forma decrescente com a <i>distância</i>	p.34
2.10	Mapa da região considerando diferentes centros de gravidade	p.36
2.11	Função fuzzy para representação de <i>distância</i>	p.40
3.1	Dados utilizados para criar a base de dados espacial	p.43
3.2	Representação tradicional da densidade de cargas	p.45
3.3	Visualização 3D da densidade de carga	p.45
3.4	Dados do histórico de consumo de energia para a subárea (15,15)	p.46
3.5	Algoritmo de alocação espacial	p.52
4.1	Faixas de um conjunto de expressões lingüísticas	p.54
4.2	Algoritmo para extrair a informação da base de dados	p.58
4.3	Algoritmo para gerar as regras das áreas sem carga	p.61
4.4	Algoritmo para gerar a saída das novas regras	p.62
4.5	Algoritmo geral	p.64
5.1	Mapa geral da zona de serviço	p.66
5.2	Mapa codificado da área de serviço	p.68
5.3	Mapa de zoneamento de uso e ocupação do solo	p.69

5.4	Elementos de uma subzona na base de dados	p.70
5.5	Pontos de interesse na zona de estudo	p.72
5.6	Mapa com as zonas sem possibilidade de desenvolvimento	p.73
5.7	Mapa com as principais vias de acesso	p.73
5.8	Mapa com os centros de gravidade da cidade	p.74
5.9	Mapa com a localização dos futuros loteamentos projetados	p.75
5.10	Alcance das medidas de densidade próximo perto a um ponto	p.76
5.11	Valores de uma regra de classificação	p.76
5.12	Dados obtidos para a regra 1 e intervalos para sua classificação	p.79
5.13	Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial	p.84
5.14	Comparação entre as respostas do algoritmo e dos especialistas	p.84
5.15	Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento comercial	p.85
5.16	Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento industrial	p.85
5.17	Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial no primeiro ano do estudo	p.87
5.18	Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial na primeira etapa, 5 anos	p.88
5.19	Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial na segunda etapa, 10 anos	p.89
5.20	Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial na terceira etapa, 20 anos	p.90
5.21	Cargas simuladas para a análise do cenário	p.91
5.22	Simulação espaço-temporal do cenário	p.92

Sumário

Folha de rosto

Resumo

Abstract

Lista de Figuras

1	Introdução	p.11
1.1	Previsão espacial de cargas	p.11
1.2	Revisão bibliográfica	p.15
1.3	Estrutura do trabalho	p.19
2	Visão geral das metodologias de previsão de carga	p.20
2.1	Generalidade dos sistemas de distribuição	p.20
2.2	Previsão de carga tradicional	p.25
2.3	Previsão de carga espacial	p.27
2.3.1	Crescimento espacial da carga	p.28
2.3.2	Resolução da previsão	p.30
2.3.3	Exigências de dados	p.32
2.3.4	Centros de gravidade	p.34
2.3.5	Determinação de mapas de preferência	p.37
2.3.6	Uso da lógica Fuzzy	p.39
3	Metodologia de previsão espacial de carga com uma base reduzida de dados	p.41
3.1	Desenvolvimento da base de dados	p.41
3.1.1	Apresentação dos dados	p.43
3.2	Previsão geral de carga para a área de serviço	p.46
3.3	Caracterização da área de serviço	p.48
3.4	Distribuição temporal das novas cargas	p.50
4.	Caracterização da área de serviço	p.53
4.1	Expressões lingüísticas	p.53
4.2	Codificação	p.55

4.3	Algoritmo	p.57
5.	Aplicação da Metodologia	p.65
5.1	Área de estudo	p.65
5.2	Coleta de dados	p.66
5.3	Preparação dos dados	p.67
5.4	Caracterização da área de serviço	p.71
5.5	Distribuição temporal das novas cargas	p.87
5.6	Análise de cenário	p.90
6	Conclusões e perspectivas	p.93
	Referências	p.98

1. Introdução

“Uma função crítica que contribui para o sucesso de qualquer empresa é sua habilidade de prever confiavelmente a natureza e a quantidade de seus negócios no futuro. Boas previsões permitem às empresas manterem margens de capacidade e folga de inventário, assim como atrasar até o momento financeiro ótimo os investimentos, mas satisfazendo as necessidades dos consumidores. Para uma empresa de distribuição de energia elétrica, a previsão de seus negócios futuros devem descrever a quantidade de potência que seus consumidores vão precisar e onde esta potência será demandada, de tal forma que a empresa possa fazer todos os arranjos para levar a energia requerida onde seja necessário. A empresa de distribuição de energia precisa de uma previsão espacial de carga, uma previsão que permite identificar quanto de energia será demandada no futuro, e também onde será alocada.” (WILLIS, 2002)

1.1 Previsão Espacial de Carga

A previsão espacial de carga, previsão de pequenas áreas ou previsão por quadrículas como era conhecida entre os profissionais das empresas de energia, é uma atividade demandante que tinha uma grande importância entre os profissionais da área de distribuição na década de 1980. Logo em seguida, os estudos nesta área foram colocados em um segundo plano.

Devido às mudanças no setor de energia elétrica na década de 1990 surgiram novas necessidades. A mudança mais importante foi à independência das empresas de geração e o surgimento dos mercados de energia. Um dos principais problemas gerados é que o sistema encarregado do fornecimento da energia elétrica, que era planejado e operado como um só, desde a geração até o consumidor, foi dividido para ser analisado e projetado por agentes diferentes com independência entre eles. Este fato fez com que a maioria dos profissionais focassem seus esforços no desenvolvimento e pesquisa de metodologias para minimizar custos de geração e maximizar custos de remuneração em mercados abertos, bem como foram

incrementados os investimentos em geração (no caso particular do Brasil, os investimentos em geração foram adiados esperando uma estabilidade jurídica, levando a crise do setor em 2001).

Nos últimos anos, devido à falta de investimento em outros setores, as redes de transmissão e distribuição estão atingindo um patamar de esforço no qual se fazem necessários novos investimentos para manter a integridade do sistema e evitar os conhecidos colapsos, como nos Estados Unidos em 2003 (NERC, 2004).

Assim, o setor de distribuição foi preterido, tanto em pesquisas como em investimentos durante muito tempo, e só nos últimos anos o interesse na área voltou devido à procura por maior eficiência por parte das empresas com o objetivo de diminuir custos, e o incremento do interesse na geração distribuída devido ao desenvolvimento das energias alternativas no mundo. Isto retomou a necessidade de mais estudos sobre o comportamento da rede e especialmente, o planejamento de médio e longo prazo das redes existentes, na qual é de vital importância trocar as infra-estruturas que se encontram no final de sua vida útil, assim como instalar novas infra-estruturas para acompanhar o grande e rápido desenvolvimento de algumas cidades nas novas condições sócio-econômicas mundiais.

Para apoiar o processo de planejamento a médio e longo prazo, é necessário efetuar uma previsão de carga confiável. No caso Brasileiro, este fato é ainda mais importante devido à grande pressão por parte da legislação existente, em que é necessário que a empresa compre energia em leilões de longo prazo, sem conhecimentos das mudanças que possam ter o setor neste período de tempo, com uma margem de erro menor do que 6% (MME, 2003).

O setor de distribuição é considerado muito importante nesta nova etapa dos sistemas elétricos de potência. Este fato tem levado a novas e melhores leis e marcos regulatórios para o setor, que atualmente se encontram em discussão em muitos países da região. No caso específico do Brasil, a nova lei de distribuição em fase de estudos, chamada Procedimentos de Distribuição (PRODIST) está sendo discutida entre as empresas interessadas e o governo, para entrar em vigência em pouco tempo. Um dos objetivos do PRODIST é tornar as empresas de distribuição

mais eficientes, e para isso é preciso ter uma previsão de demanda detalhada e, preferivelmente de forma espacial (PRODIST versão Ago. 2006, Módulo 2, Seção 4.2) para poder auxiliar no processo da expansão da rede de uma maneira planejada.

Atualmente, na grande maioria das empresas de distribuição, a previsão de demanda é feita unicamente para efeitos de compra de energia no correspondente mercado, e não para efeitos de planejamento da rede, assim, não existe disponibilidade imediata de metodologias, nem dados suficientes para se efetuar uma previsão espacial de carga como deve ser realizada na nova regulamentação do setor. Mesmo se a nova regulamentação for aprovada, sem incluir o item correspondente à previsão espacial de carga, este procedimento será de vital importância para as empresas de distribuição de energia elétrica alcançarem os novos patamares de eficiência, que serão exigidos delas nos próximos anos.

Além do momento atual do setor de energia elétrica, o momento social também é ideal para desenvolver uma metodologia de previsão espacial de demanda. A popularização das ferramentas de posicionamento global (GPS) para os consumidores tem levado os seus custos a níveis baixos, e cada vez é mais comum ter acesso às bases geográficas georreferenciadas por satélite. Sendo assim, os principais dados para efetuar a previsão espacial de demanda, como é a distribuição física das redes na área de estudo, encontram-se já disponíveis na maioria das empresas, que têm todos seus dados e instalações georreferenciados em algum SIG (Sistema de Informação Geográfica) para o seu gerenciamento.

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver uma metodologia de previsão espacial de demanda de energia elétrica, que possa ser implementada em pouco tempo, e com poucos dados.

As características mais importantes que deve ter esta metodologia são:

- Deve ser uma metodologia eficiente e, se possível, simples, tanto de entender como de implementar, pois o resultado final não é um “software” para o usuário final, mais sim os algoritmos necessários para sua implementação;

- A metodologia deve ser flexível no uso dos dados, de tal forma que seus resultados sejam congruentes tanto na empresa piloto com os dados selecionados, quanto com uma quantidade distinta de dados em outras empresas.

Na metodologia de previsão espacial de demanda desenvolvida neste trabalho considera-se que uma empresa de distribuição conta unicamente com a informação georreferenciada dos elementos da rede de distribuição e com um histórico limitado do consumo de energia elétrica por parte dos seus consumidores em sua base de dados comercial de faturamento.

Estes dados são processados e armazenados em uma base de dados espacial que permitirá a caracterização da área de trabalho, fornecendo toda a informação necessária para criar regras de classificação. A estrutura das regras de classificação é dinâmica, modificando a quantidade de fatores intervenientes, dependendo dos elementos disponíveis na base de dados espacial o que facilita a incorporação de mais dados no futuro.

As regras de classificação, extraídas automaticamente da base de dados espacial, são manipuladas para gerar novas regras de classificação que permitam identificar as áreas sem carga com maior probabilidade de receber novos usuários, informação que, em conjunto com a previsão geral de carga, permite construir os mapas de previsão de demanda de energia elétrica no futuro.

O processo de geração de novas regras de classificação é efetuado através de um algoritmo baseado na concepção dos algoritmos evolutivos, com o objetivo de aproveitar as características estocásticas dos operadores utilizados nesse tipo de algoritmos. Esse processo é considerado como a maior contribuição deste trabalho, pois é uma proposta nova na área, e apresenta uma alta eficiência e simplicidade na sua implementação.

A eficiência da metodologia proposta é verificada quando os resultados de previsão em uma cidade piloto são comparados com as previsões de especialistas na cidade, conseguindo uma alta porcentagem de semelhança entre as duas previsões.

As limitações deste trabalho encontram-se diretamente ligadas aos dados disponíveis. Por exemplo, a previsão pontual de demanda de energia elétrica não pode ser feita de uma forma precisa devido aos poucos dados históricos disponíveis. Portanto, este seria um dos aspectos a serem melhorados em desenvolvimentos futuros deste trabalho.

1.2 Revisão Bibliográfica

Elementos para os estudos de previsão espacial de demanda podem ser encontrados na literatura especializada desde os anos 50, com os trabalhos de (KANOUSE; REINHARD, 1955) e (VAN WORMER, 1955). Nestes trabalhos é evidente a necessidade das empresas de distribuição de modelar os seus sistemas de uma forma espacial.

Nos anos seguintes, várias técnicas foram propostas, até que no trabalho de (KLEIN, 1967) foi formulada uma metodologia de previsão usando quadrículas de pequenas áreas, fornecendo uma das ferramentas básicas utilizada até hoje neste tipo de metodologias. No trabalho (TURNER, 1968), apresentou-se uma das primeiras metodologias a usar dados comerciais ligados com informação geográfica.

A tecnologia deu um salto em poder dos computadores durante a década dos 70, e paralelamente a isto surgiram vários algoritmos que procuravam maior eficiência com os novos recursos disponíveis. Uma das contribuições mais importantes adveio com o uso de imagens de satélite (WILREKER, 1977).

No final da década de 1970 foram apresentadas técnicas que permitiram o desenvolvimento dos primeiros programas comerciais disponíveis para esta atividade, como (MENGE, 1977), (WILLIS, 1977), (WILLIS et al., 1978), (BROOKS; NORTHCOTE-GREEN, 1978).

Uma grande quantidade de trabalhos na área surgiu até o ano de 1983, o que facilitou a incorporação de diversas técnicas de tendência e simulação. A maioria desses trabalhos foi organizada em um tutorial que coleta as principais metodologias aplicadas ao problema. Esse tutorial serviu como documento base para muitos trabalhos seguintes. Dentre os vários modelos desenvolvidos por diversos autores destacam-se o modelo multivariado EMPIRIC baseado em modelo de análise urbana; o modelo de método de uso de solo não analítico chamado ELUFANT; e outros modelos como CEALUS e SFL-2 (WILLIS; NORTHCOTE-GREEN, 1983).

Em 1993, foi apresentado um trabalho (WILLIS; PARKS, 1983) relacionado com a previsão de carga de pequenas áreas, utilizando algoritmos rápidos, para diminuir o esforço computacional nos computadores da época, nas quais se empregaram técnicas de processamento de sinais como análise de Fourier para gerar mapas de preferências com as distâncias euclidianas.

Em (WILLIS et al., 1995), discute-se uma metodologia de previsão espacial de carga que utiliza análise e projeções de dados de uso final do solo. São usados blocos de imagens de satélite, dados de consumidores, dados de medições de carga, e curvas de uso final são usadas para calibração e o ajuste da base de dados do ano referência. É realizada a previsão de carga baseada em quadrículas, em que três estágios são indicados para atingir os resultados buscados e na qual o estágio final converte a projeção de densidade de futuros consumidores sobre uma quadrícula base, estimando assim a carga elétrica e aplicando modelos de carga de uso final sobre a classe consumo. Com toda a experiência acumulada na área até aquele momento, o autor H. L Willis publica a primeira versão do seu livro (WILLIS, 1996).

No trabalho (TRAM et al., 1992), é evidenciada a importância dos dados envolvidos na previsão espacial de carga para os métodos de planejamento dos sistemas de distribuição, desenvolvendo uma base de dados. Assim, é investigada uma coleção de dados que mostra o impacto sobre a precisão de alguns tipos de dados diferentes, incluindo dados de uso de solo, como também a informação do sistema orbital de monitoramento espacial Landsat.

Um sistema inteligente híbrido de previsão de carga para longo prazo foi apresentado em (PARLOS et al. 1996). Neste trabalho, utilizam-se técnicas de inteligência artificial e dados históricos anuais como; temperaturas, ajuste de preço da eletricidade, área de serviço de consumidores, população e outros indicadores econômicos tais como, o aumento de renda per-capita real e o produto interno bruto.

Em (MO-YUEN; HAHN, 1996a) é apresentada uma aplicação de lógica fuzzy para a previsão espacial de carga baseada em uso do solo. As relações entre os diferentes elementos que podem modificar a preferência do uso do solo, que eram modeladas com tabelas de preferências, foram modeladas como regras fuzzy, permitindo o uso dos operadores fuzzy para gerar os mapas de preferência.

Em (MO-YUEN; HAHN, 1996b) foram apresentadas alternativas e metodologias para incorporar considerações de re-desenvolvimento urbano sobre a previsão de carga espacial. São usados mapas de preferências comparando o valor atual das quadriculas, com o valor que poderiam ter de acordo com as características do seu entorno, como a proximidade a pontos de interesse, disponibilidade de terra e características geográficas.

No trabalho (CHOW; TRAM, 1998), é apresentada uma metodologia de tomada de decisão multi-objetivos em previsão espacial de carga. Nesta metodologia, cada objetivo tem seu peso relativo em relação aos outros. Entre os objetivos considerados estão as preferências dos usuários em relação a sua localização a distintas partes da cidade, assim como os custos dos terrenos.

Em (ARANGO et al., 1998) e (ARANGO, 2000), foi realizado um estudo de previsão espacial de carga baseado na teoria de pólos urbanos. O modelo dinâmico baseado na teoria de pólos urbanos tem a capacidade de englobar a informação em um conjunto de variáveis econômicas, expressando-as em termos de leis de fluxos de energia, as quais são modeladas por funções de transporte e distância. A apresentação básica do modelo proposto descreve o crescimento da carga em cada unidade através da união das três classes de consumidores mais importantes: residencial, comercial e industrial. O algoritmo de crescimento residencial é implementado a partir de uma função que agrega uma componente determinística e

outra aleatória. A componente determinística relaciona a atração exercida por uma carga individual, podendo ser considerada como um pólo independente. A componente aleatória permite modificar a probabilidade desse pólo não exercer seu poder de atração. Modelos que consideram a geometria do caos para explicar a dinâmica populacional no espaço são empregados na economia urbana.

Um trabalho sobre a previsão de carga em ambiente competitivo foi apresentado em (WU et al., 1999). Esse trabalho integra ferramentas de informação geográfica para automação de mapas. A teoria do “cluster” é utilizada para determinar automaticamente o número de regras e funções de pertinência de modelos fuzzy que determinam os resultados das quadrículas em relação à possibilidade de mudança de carga.

No trabalho (WANG et al., 1998), é apresentado um modelo para produzir automaticamente uma quadrícula coletando informações de bases de dados georreferenciadas. Usando lógica fuzzy e a teoria do transbordo é produzida um esquema de alocação de uso ótimo do solo.

Em (MIRANDA; MONTEIRO, 2000) é apresentada uma metodologia que utiliza um modelo de inferência fuzzy para determinar um conjunto de regras de classificação que permitem caracterizar as preferências do uso do solo. O sistema de inferência fuzzy alimenta informações para uma máquina de autômatos celulares que aloca as cargas espacialmente.

(BOVOLATO, 2002) apresenta uma metodologia baseada em regras fuzzy para determinar tanto a preferência do uso do solo como a alocação temporal das cargas, usando elementos sócio-econômicos para determinar o crescimento da demanda total.

No trabalho (PEREYRA, 2003), é apresentada uma metodologia que utiliza um sistema inteligente para extrair informações de uma base de dados georreferenciada para construir a base de dados espacial. A previsão de demanda é feita utilizando modelos econômicos exógenos e indicadores urbanos.

Em (YANG et al., 2006), são usados conceitos da teoria da incerteza para modelar um sistema semelhante a uma máquina de inferência fuzzy visando determinar as preferências do uso do solo. As regras são extraídas da informação espacial usando conceitos de mineração de dados.

1.3 Estrutura do trabalho

A estrutura deste trabalho é a seguinte:

- No Capítulo 2, é apresentada uma visão geral sobre os sistemas de distribuição e as metodologias de previsão espacial de carga;
- No Capítulo 3, é apresentada a proposta da metodologia a ser adotada, explicando o algoritmo geral a seguir;
- No Capítulo 4, é apresentada a principal contribuição deste trabalho, como é o processo de extração e geração de regras de classificação;
- No Capítulo 5, é apresentado um exemplo de aplicação da metodologia e, finalmente no capítulo 6 são apresentadas às conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

2. Visão geral das metodologias de previsão de carga espacial

Neste capítulo apresenta-se uma introdução dos elementos relacionados com os estudos de comportamento dos usuários dos sistemas de distribuição de energia elétrica, sua classificação, seu crescimento, as metodologias empregadas nos estudos tradicionais de previsão de carga, e finalmente, as metodologias de previsão de carga já desenvolvidas para o setor por outros pesquisadores.

2.1 Generalidades dos sistemas de distribuição

Os sistemas elétricos de potência têm como finalidade fornecer energia elétrica aos consumidores no lugar que se encontram alocados. O principal problema que enfrentam as empresas encarregadas do setor é que geralmente os consumidores estão alocados em lugares distintos dos lugares onde é possível gerar grandes quantidades de energia. Por este motivo, é necessário um esquema no qual a energia é gerada e depois enviada através de linhas de transmissão até os centros primários de distribuição e, finalmente, distribuída para os consumidores.

Para transmitir a energia elétrica desde os centros geradores até os centros de consumo, os módulos de tensão e de corrente precisam passar por etapas de transformação para assegurar e facilitar seu transporte.

Considerando as magnitudes dos módulos de tensão e de corrente, e a função no sistema, os sistemas de potência são divididos em três grandes grupos: Geração, Transmissão e Distribuição. O setor de distribuição é o encarregado de levar a energia até os usuários finais, os quais, dependendo de seu comportamento, determinam a operação e a expansão do sistema.

Os consumidores não estão interessados em comprar energia elétrica, mais estão interessados nos usos que podem dar para ela, tais como refrigeração, iluminação, locomoção, entretenimento, usos industriais como controle, e muitos outros (WILLIS, 2002). Alguns desses usos são alimentados exclusivamente por energia elétrica, mas outros podem ser alimentados por outras fontes de energia, levando ao consumidor a escolher suas fontes de energia dependendo de diversos fatores. A energia elétrica é uma das fontes de energia mais conhecida e difundida. Portanto, é uma das fontes preferidas para a maioria dos usos. Cada um destes usos é satisfeito com algum tipo de dispositivo que converte a energia elétrica no serviço desejado, geralmente em forma intermitente, pois os serviços não são requeridos de forma contínua. Por exemplo, a iluminação não é requerida durante o dia todo, água quente é utilizada só por períodos curtos de tempo. Quando um destes aparelhos começa a funcionar é solicitada energia elétrica em um ponto do sistema aumentando a demanda.

Mesmo sendo intermitentes, as utilizações desses distintos dispositivos para distintas finalidades podem estar sendo feitas ao mesmo tempo no mesmo ponto e, também, por distintos usuários em distintos pontos do sistema. A soma dessas cargas é conhecida como a demanda do sistema.

Essa demanda do sistema varia no decorrer do dia, ocasionando uma oscilação do valor demandado dependendo dos aparelhos usados coincidentemente em cada hora do dia. Esta informação pode ser visualizada corretamente em um gráfico que mostra o consumo de energia hora a hora de um consumidor ou ponto de medição. Este gráfico é conhecido como curva de carga, conforme é mostrado na Figura 2.1.

No planejamento das redes de distribuição, esta coincidência no uso da energia por parte dos usuários, é calculada usando diversos valores como o fator de carga, fator de perdas e fator de coincidência (LAKERVI; HOLMES, 2003). Com esses valores é calculada a máxima demanda que os elementos de rede vão suportar, para serem dimensionados corretamente.

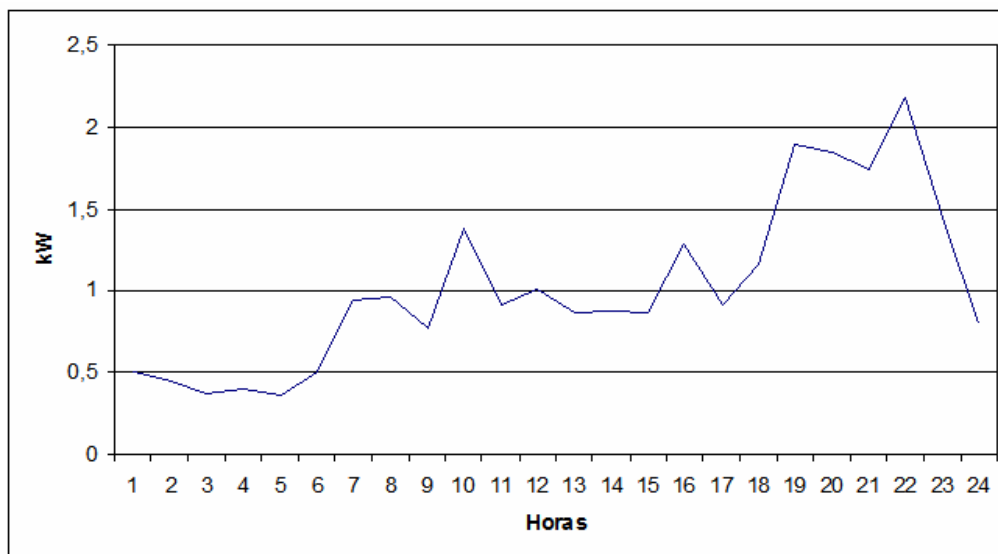


Figura 2.1 Exemplo de curva de carga típica de um consumidor residencial.

Para realizar esses cálculos, é necessário primeiro conhecer os consumidores e seus costumes. Para caracterizar os usuários, as empresas de energia elétrica classificam os usuários dependendo do uso dado para a energia. Uma parte da energia elétrica é consumida no setor chamado residencial. Este é caracterizado por um uso da energia em iluminação, aquecimento e refrigeração em pequena escala. O comportamento da demanda deste setor é difícil de determinar, devido à grande diferença entre os aparelhos usados (distinta eficiência energética) e a diversidade entre os costumes.

Outra parte da energia é consumida pelo setor comercial, que tem necessidades próprias do setor, como por exemplo, uma intermitência menor na iluminação em relação com os consumidores residenciais, refrigeração em grande escala e computadores que precisam estar ligados sem interrupções por longos períodos de tempo.

O setor industrial consome energia em processos de alto consumo, como motores elétricos, controle e outras atividades próprias e exclusivas ao tipo de produto que fabricam.

Existem outras classes de consumidores, como rural, iluminação pública, serviço público, etc, e cada um tem suas próprias características de consumo, dependendo da atividade realizada.

Existem também muitas diferenças entre consumidores da mesma classe. Por exemplo, um consumidor residencial de baixa renda tem um uso da energia distinto de um consumidor de classe média, tanto pela diferença de seus costumes, assim como pela diferença entre a qualidade e quantidade de aparelhos que cada tipo de classe de consumo possui.

Fazer uma medição do consumo diário, para construir uma curva de carga para cada um dos clientes residenciais, é uma tarefa economicamente inviável com a tecnologia atual, mas é possível para grandes consumidores comerciais e industriais devido à legislação tarifária. Assim, para os clientes residenciais, clientes comerciais, e clientes industriais de baixo consumo, podem ser realizadas estimativas dessas curvas e/ou estudos de seus comportamentos.

Nos procedimentos de distribuição atualmente em fase de estudos no Brasil (ANEEL, PRODIST, 2006), os usuários são classificados dependendo do seu consumo mensal, para facilitar seu estudo e caracterização.

A estratificação dos usuários residenciais é feita, dependendo de seu consumo médio mensal:

- a) Até 80 kWh ;
- b) Acima de 80 kWh até 220 kWh ;
- c) Acima de 220 kWh até 400 kWh ;
- d) Acima de 400 kWh até 600 kWh ;
- e) Acima de 600 kWh até 1000 kWh ;
- f) Acima de 1000 kWh.

A estratificação dos usuários rurais, comerciais e industriais, é feita com a mesma consideração, dependendo de seu consumo médio mensal:

- a) Até 100 kWh ;
- b) Acima de 100 kWh até 300 kWh ;
- c) Acima de 300 kWh até 500 kWh ;
- d) Acima de 500 kWh até 1.000 kWh ;
- e) Acima de 1.000 kWh até 3.000 kWh ;
- f) Acima de 3.000 kWh.

Com um conjunto destas curvas, é possível descrever o comportamento do sistema de distribuição em grande escala, possibilitando os estudos de previsão de demanda, e com estes o planejamento da operação e da expansão do sistema.

Existem diversos métodos para agrupar os dados dos distintos consumidores a fim de calcular os valores totais de um setor em particular, um transformador ou uma subestação. Nas Figuras 2.2 e 2.3 apresentam-se dois gráficos de curvas de carga correspondentes a usuários residenciais em um dia útil típico. Estas curvas foram obtidas através de um método estatístico (JARDINI et al., 2000) que permite determinar as curvas de carga de diversos usuários em distintas situações. Os gráficos correspondem às faixas de usuários com consumo entre 201 até 300kWh mensal e de consumo entre 301 até 500kWh mensal. Nestes gráficos podem-se observar distintas curvas de carga reais, coletadas de usuários na faixa indicada, e uma curva média calculada. Estas curvas foram calculadas para todas as faixas de consumo em uma cidade média no trabalho de (FRANCISQUINI, 2006).

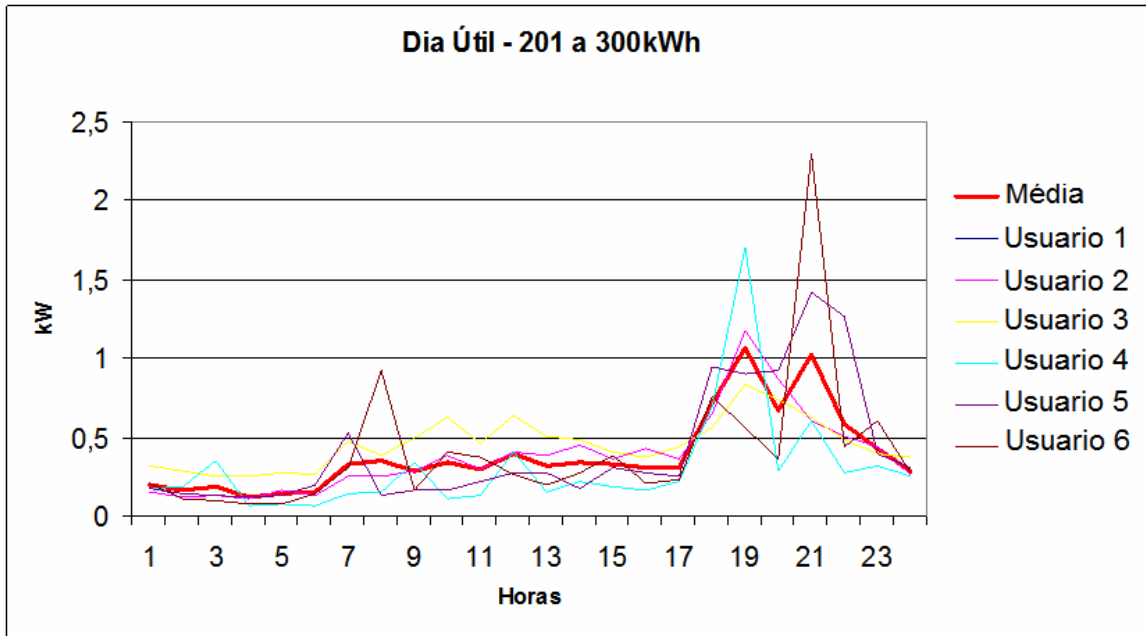


Figura 2.2 Curvas de cargas reais de seis consumidores residenciais e curva média na faixa de 201 a 300kWh.

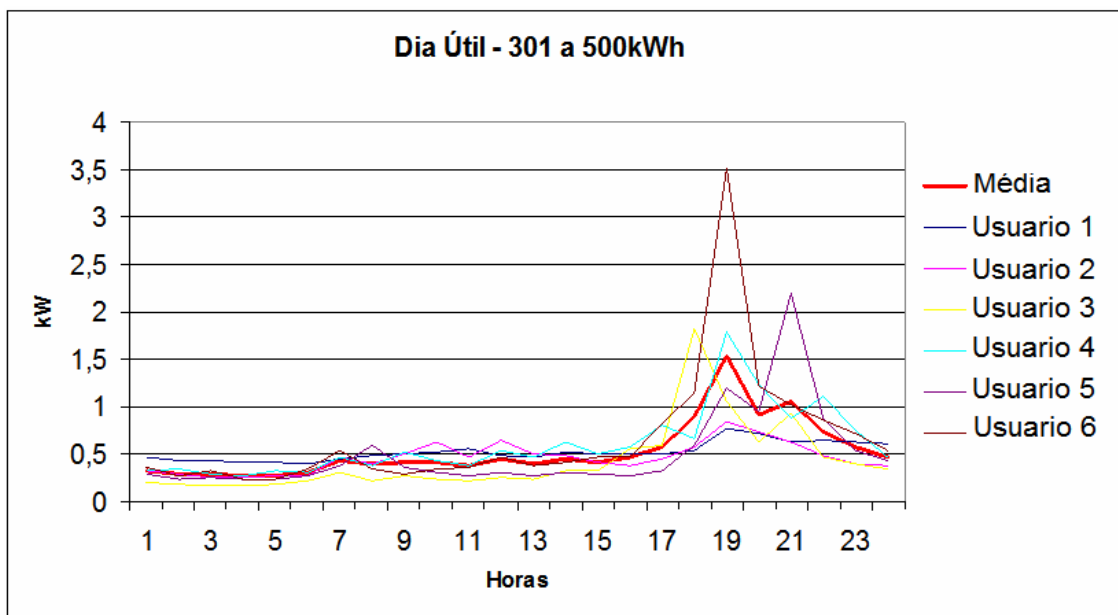


Figura 2.3 Curvas de cargas reais de seis consumidores residenciais e curva média na faixa de 301 a 500kWh.

2.2 Previsão de carga tradicional

A previsão de carga é um dos passos mais importantes no processo do planejamento e operação das empresas do setor elétrico, pois estas necessitam determinar com precisão as grandezas de demanda de consumo de energia, assim como a localização geográfica das cargas elétricas no horizonte de planejamento.

Quanto ao horizonte de planejamento, tem-se distintas definições dependendo do país e da atividade. Os mais reconhecidos são:

- Curtíssimo prazo: 15 min – 24 horas
- Curto Prazo: 24 horas – 1 mês;
- Médio Prazo: 1 mês – 3 anos;
- Longo Prazo: 3 anos – 15 anos.

Para o planejamento no Brasil são definidos distintos horizontes pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE) no seu estudo de mercado de energia elétrica (EPE, 2005):

- Curto Prazo: 1 ano;
- Médio Prazo: 1 ano até 5 anos;
- Longo Prazo: 5 anos até 15 anos.

Já as empresas de distribuição no Brasil devem contemplar prazos de 10 anos em previsão de sistemas de alta tensão, e 5 anos em sistemas de média tensão (ANEEL, PRODIST, 2006)

Quanto à demanda do sistema é um processo estocástico, não-estacionário, composto por muitos componentes individuais. O comportamento do sistema é influenciado por fatores econômicos, temporais (hora, dia, estação), meteorológicos e outros efeitos aleatórios.

Existe uma grande quantidade de modelos, que diferem em complexidade, funcionalidade e procedimentos de estimativa para resolver o problema da previsão de carga. Na literatura especializada podem-se encontrar distintas revisões sobre métodos de previsão, como as realizadas por (MATTHEWMAN; NICHOLSON, 1968), (ABU EL-MAGD; SINHA, 1982), (BUNN; FARMER, 1985), (GROSS; GALIANA, 1987), (MOGHRAM; RAHMAN, 1989) e (ALFARES; NAZEERUDDIN, 2002).

As técnicas mais comuns para realizar a previsão de carga podem ser divididas nas seguintes categorias:

- Regressão múltipla;
- Aproximação exponencial;
- Previsão de carga adaptativa;
- Séries de tempo estocástico;
- Modelos ARMAX baseados em algoritmos genéticos;
- Lógica fuzzy;
- Redes neurais;
- Sistemas especialistas baseados em conhecimento.

2.3 Previsão de carga espacial

Uma empresa de distribuição de energia elétrica não tem o objetivo único de obter a energia requerida por seus consumidores, também tem de levar a energia até eles. Os consumidores localizam-se de uma forma distribuída na área de serviço da empresa e, portanto, a energia elétrica pode ser considerada como distribuída em uma base espacial. Assim como as curvas de carga mostram como a carga varia em relação ao tempo, a análise espacial ajuda a identificar *ONDE* a carga será localizada e *QUANTO* em cada localidade.

A fim de responder a pergunta “*Onde vai crescer a carga?*”, surgiram os métodos de *previsão espacial de carga*, também chamados como *previsão de pequena área* (“small area load forecasting”), ou também conhecidos como *planejamento por quadrícula* em alguns grupos, devido a forma em que é dividida a área de serviço para efetuar o procedimento.

A seguinte revisão está baseada no livro (WILLIS, 2002), que é considerado uma das maiores fontes de informação disponíveis na área.

2.3.1 Crescimento espacial da carga

A demanda máxima e o uso da energia em uma região podem variar unicamente por dois motivos:

1. Chegada de novos consumidores na área de serviço;
2. Mudanças no comportamento dos consumidores existentes (troca de fontes de energia, aquisição ou troca de equipamentos, entre outros).

Estas são as únicas causas para o aumento, ou redução, do consumo de energia em uma região.

Geralmente, a principal causa do aumento na demanda é a chegada de novos consumidores na região, pois as mudanças no comportamento dos consumidores existente não afetam muito o consumo em geral, a menos que seja uma mudança drástica (troca de eletricidade por gás, por exemplo), que são pouco comuns.

O crescimento da carga ocasionado por novos consumidores que serão alocados em áreas previamente vazias é o objetivo geral da previsão da expansão da rede de distribuição, porque é precisamente nestes locais que será necessário instalar novos dispositivos. Mas as mudanças no uso da energia elétrica entre os consumidores existentes também são importantes. Geralmente, o incremento no consumo per capita está distribuído em áreas com dispositivos já existentes, e a velocidade do crescimento é baixa.

Quando o crescimento da carga é analisado em pequenas áreas (resolução espacial baixa), é muito diferente de uma análise feita para o sistema total. O crescimento geral é caracterizado por uma série temporal que tem como característica uma tendência de crescimento contínuo, interrompida somente por fatores externos fora de controle (Figura 2.4). Porém, à medida que se começa a analisar regiões menores, este crescimento contínuo é substituído por um crescimento de curva em S, em que se podem identificar três regiões. A primeira é uma região que não tem crescimento, isto é, quando a região não tinha consumidores. A segunda é um rápido crescimento devido a chegada de consumidores e a aquisição de novos aparelhos para suprir suas necessidades, e

finalmente um período de estabilização no qual o crescimento é muito baixo comparado com o crescimento da etapa anterior e fica estável, ver Figura 2.5.

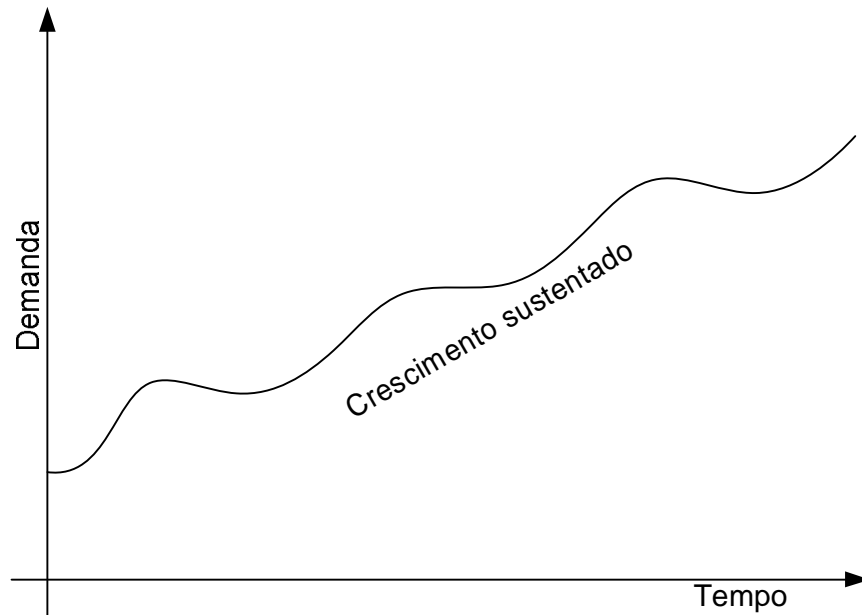


Figura 2.4 – Crescimento geral esperado considerando toda a área de serviço.

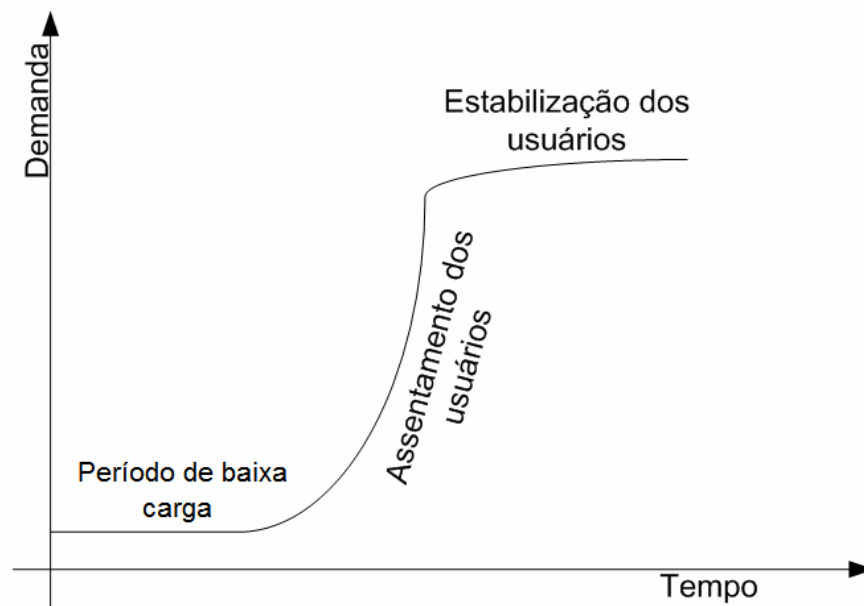


Figura 2.5 Crescimento específico esperado ao analisar o comportamento em pequena escala, no mesmo período de tempo.

2.3.2 Resolução da previsão

Existe uma série de métodos para prever a demanda de energia elétrica de uma forma espacial (WILLIS, 1983). Em todos eles, a área de serviço é dividida em pequenas subáreas com o fim de interpretar informação em uma forma espacial. Estas podem ser de tamanhos e formas distintas, ou podem ser áreas quadradas iguais divididas por uma grade. Esta divisão em grade é feita especialmente para facilitar as simulações realizadas por computador. Outros tipos de divisões têm sido feitos, por exemplo, considerando a área de influência de alimentadores ou transformadores (por equipamentos), conseguindo resultados interessantes, mas complicando o processo (MENGE, 1977).

A previsão por equipamentos tem a vantagem de ter informações disponíveis para fazer previsões mais precisas em um nível geral. Por exemplo, de carregamento de certo alimentador, mas possui a desvantagem de ter pouca densidade espacial para ser de utilidade.

A principal vantagem das grades, fora do aspecto computacional, é que se pode chegar a resoluções espaciais baixas. As regiões pequenas podem dar mais precisão no momento de localizar as novas cargas, mas esta vantagem tem o problema de precisar de mais dados. Portanto, a resolução sempre será determinada pelos dados disponíveis e pelo método a utilizar.

Nas Figuras 2.6, 2.7 e 2.8 apresentam-se três representações distintas da mesma região de estudo, na mesma escala. Na Figura 2.6 apresenta-se uma divisão por equipamentos, a Figura 2.7 apresenta-se uma grade de grande dimensão onde é difícil selecionar áreas específicas, mas precisa de poucos dados. A Figura 2.8 apresenta o mesmo mapa dividido em grades de pequena dimensão. É mais fácil selecionar áreas individuais, mas requer maior quantidade de dados.

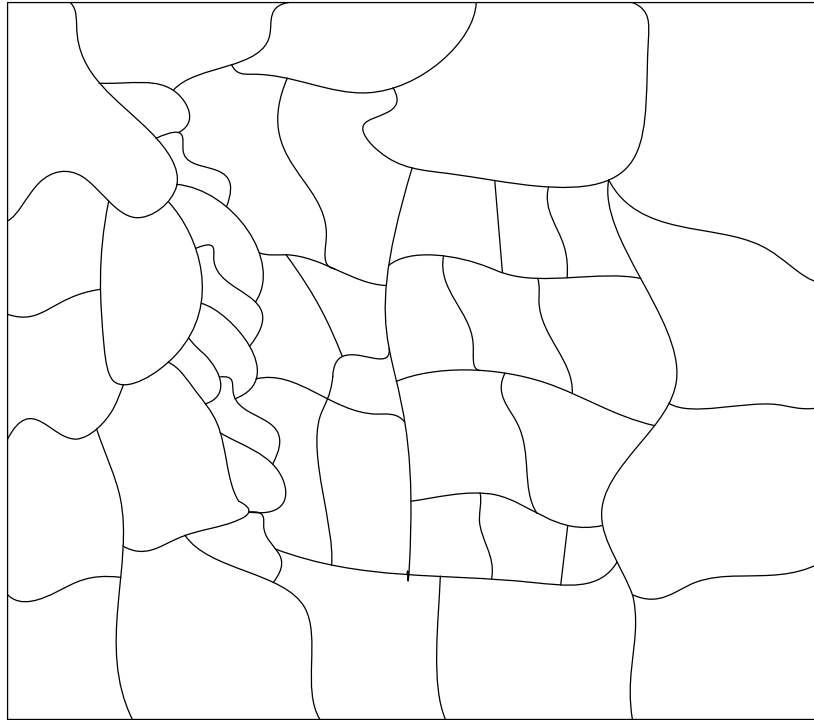


Figura 2.6 - Mapa de uma região com tamanho de áreas distintas para representar as áreas de influência por alimentador.

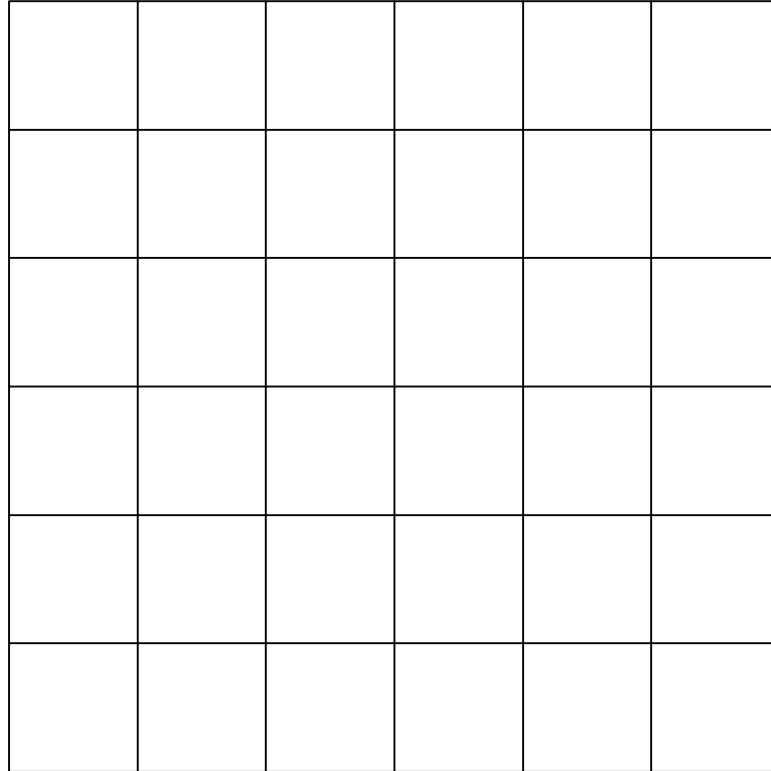


Figura 2.7 – Mapa de uma região dividido numa grade de tamanho grande. É difícil selecionar áreas específicas, porém não necessita de muitos dados.

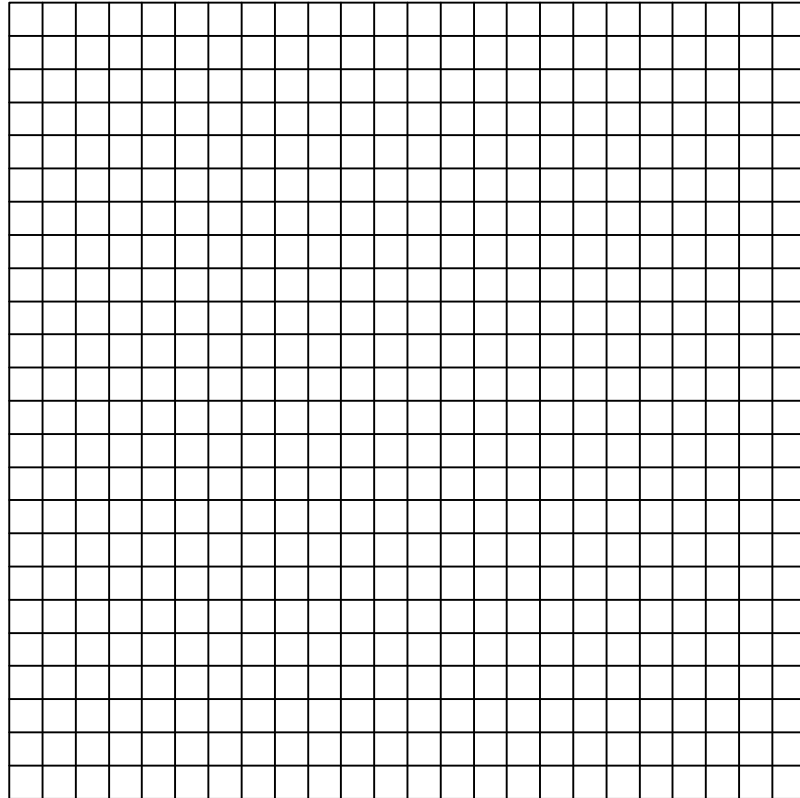


Figura 2.8 – Mapa de uma região dividida em uma grade pequena. É fácil analisar regiões separadas, mas precisa de uma quantidade maior de dados.

Quando as áreas são menores é mais evidenciado o fenômeno da curva de crescimento de carga em formato de S. Quanto menor a resolução, maior a quantidade de áreas sem carga, e também maior a quantidade de áreas a serem consideradas para ter carga no futuro, assim como o ritmo de crescimento de cada uma delas.

Assim, as dinâmicas observáveis do crescimento de carga são diretamente ligadas à resolução adotada para a modelagem da área de serviço.

2.3.3 Exigências de dados

Qualquer metodologia de previsão espacial precisa de uma grande quantidade de dados para ter bons resultados. Quanto maior a resolução adotada, maior a quantidade de dados requerida, devido ao fato de ser necessário caracterizar cada uma das sub-regiões em estudo de forma clara.

Os dados necessários para uma metodologia básica de previsão de carga, como a apresentada em (WILLIS, 2002) são:

- Descrição física da rede;
- Histórico de pelo menos 10 anos de demanda máxima no nível de alimentadores/subestações;
- Informação sócio-econômica da região;
- Conhecimento urbanístico sobre a região de estudo e mapas de zoneamento, rodovias, loteamento, entre outros.

Com essas informações é possível determinar o comportamento da área de influência de cada um dos alimentadores, e aplicando fórmulas de diversidade de carga aliadas aos mapas de zoneamento, é possível distribuir a demanda em áreas cada vez menores. Esse método tem muitas deficiências no momento de chegar à análise de pequenas áreas. Mas como os históricos estão em nível de alimentador, os erros por perdas no nível geral são baixos.

Outra família de algoritmos, além dos dados já mencionados, utiliza diversos mapas da região em estudo para distintas etapas de tempo, os quais são usados para determinar o ritmo de crescimento em nível espacial, encontrando relações entre o uso e a expansão do solo no tempo. Esses mapas também são úteis para fazer a validação das metodologias.

Alguns dados são difíceis de obter devido às complicações técnicas envolvidas na sua obtenção, como os históricos de demanda máxima. Neste caso, é necessário utilizar ferramentas que permitam obter esses históricos através de outros dados, como a base de dados comercial de consumo de energia, a qual é obtida por medições mensais nos consumidores finais, sendo estes os dados semelhantes mais representativos. O problema de usar esses dados são os erros de medição que serão incorporados nos dados no momento de converter a energia consumida mensal em demanda máxima.

Mesmo usando curvas de carga típicas próprias do sistema, os erros por perdas no sistema vão ser muito grandes, e os resultados obtidos precisam de muitas considerações para serem usados.

Outro tipo de dado a considerar são os dados pertencentes à distribuição do espaço físico e as interações entre eles. Esses dados, geralmente, são de domínio de poucas pessoas em uma cidade e são de difícil codificação para serem aproveitados. Por este motivo, é necessário considerar o uso de uma base reduzida de dados que permita modelar a maior parte do espaço físico em estudo.

2.3.4 Centros de gravidade

As cidades modernas existem, porque os seus ocupantes desejam ficar o mais perto possível de outras atividades, tanto para oferecer os seus produtos, como para adquirir outros.

Muitos modelos de desenvolvimento do uso do solo usam um modelo de “centro de gravidade” para representar essa tendência dos usuários alocarem-se em proximidade a outras zonas povoadas (vide Figura 2.9).

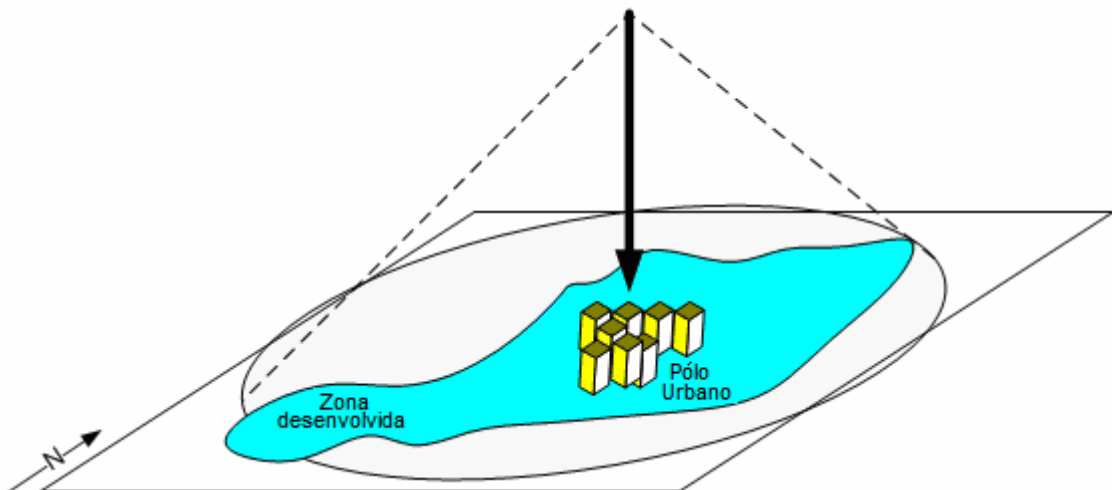


Figura 2.9 – O modelo de centro da gravidade representa a influência de um ponto específico de forma decrescente com a distância.

O centro de gravidade de uma cidade, chamado também como “pólo urbano”, é modelado tendo uma influência que atrai outros usos da terra para ele.

A influência do pólo urbano é maior no centro da cidade e vai diminuindo à medida que a distância aumenta. O pólo urbano é interpretado e aplicado como um modelo de preferência dos residentes para estar perto das principais atividades econômicas, laborais, de lazer, entre outras. Mas esta preferência não pode ser normalmente materializada, devido ao fato de não haver mais espaço disponível e, portanto, os munícipes são forçados a escolher uma localização retirada do pólo urbano, mas tão perto quanto possível em termos práticos (distância percorrida, vizinhos, serviços), e de acordo com as circunstâncias.

Existem dois modelos distintos nesse conceito. O primeiro é o modelo de gravidade. A influência é uma função inversa da distância, não necessariamente proporcional. O segundo conceito é o centro de atividades, onde a influência é concentrada, ou pode ser modelada como concentrada no centro da cidade.

Os centros de atividade são concentrações de grupos residenciais, comerciais, laborais ou culturais, entre outros, que podem modelar e modificar o comportamento dos seus arredores. O modelo de gravidade é aplicado para representar a influência em lugares perto e também longe.

O atributo “distância”, neste contexto, é considerado como tempo de viagem de carro ou meio de transporte público, não como uma distância linear entre dois pontos. Entretanto, para simplificar os cálculos, é assumido que o tempo de viagem seja proporcional à distância linear entre dois pontos. Isto é verdadeiro especialmente para cidades pequenas e médias, onde o sistema viário não é muito complexo.

Em cidades de porte maior, é comum modelar a cidade como um sistema com vários pólos urbanos. O programa ELUFANT (GREGG, 1978) foi o primeiro a utilizar este conceito, representando a cidade de Chicago com 11 centros de atividade, cada um com uma função de pólo urbano.

Geralmente, o centro da cidade será o centro principal de atividades, e os outros são representados por grandes áreas industriais, centros de negócios, centros de comércio, e outros. Em geral, esses centros referem-se a qualquer área que

represente uma grande concentração de emprego ou atividade comercial. Uma característica importante é que a influência é aditiva na interseção da área de influência de dois pólos, modelando a preferência de um usuário de estar perto de vários pólos ao mesmo tempo (vide Figura 2.10).

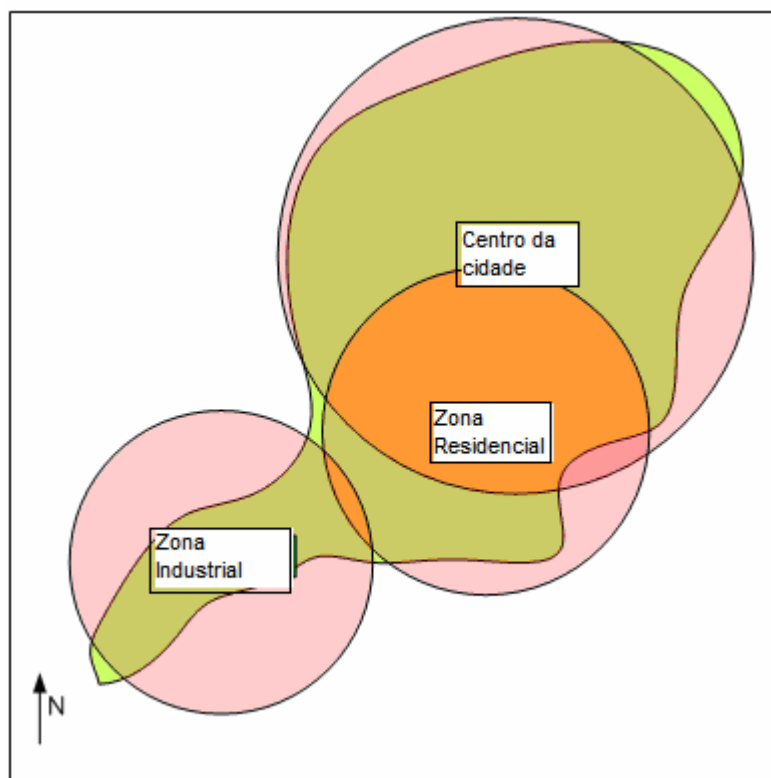


Figura 2.10 – Mapa da região considerando diferentes centros de gravidade.

2.3.5 Determinação de mapas de preferência

Uma das tarefas mais importantes no processo da previsão espacial de carga elétrica é determinar a preferência do uso do solo com o objetivo de prever a alocação dos novos usuários na área de serviço.

Diferentes técnicas têm sido empregadas para esse fim. A primeira técnica é a simulação manual explicada em detalhe em (WILLIS, 2002). A técnica de simulação manual consiste em determinar fatores lineares entre a quantidade de carga e a classe de consumo. Assim, é possível determinar uma densidade de carga média por classe de consumo. Identificando a alocação dessas classes de consumo na

área de serviço, é possível determinar a densidade média de carga por uso do solo. Usando a informação do crescimento de carga esperado, é possível determinar quantas novas subáreas serão alocadas. O processo de escolha das novas áreas que serão alocadas é feito manualmente, considerando as informações do desenvolvimento da cidade por parte do planejador.

Os dados de densidade de carga por classe de usuário e por uso do solo podem ser combinados linearmente para obter matrizes de entrada – saída, que permitem calcular o crescimento de uma classe devido ao desenvolvimento de outra. Por exemplo, um aumento no consumo da classe industrial provocará, como consequência, um aumento na classe residencial, e este por sua vez provocará, como consequência, um aumento na classe comercial. Essa matriz permite determinar com maior precisão a quantidade de novas áreas a serem alocadas e também ajuda na determinação de cenários de crescimento considerando diferentes fatores.

Outra técnica usada é o reconhecimento de padrões, a qual tem muitas variações aplicadas ao problema. Essa técnica é usada para determinar como uma subárea é afetada por fatores na sua vizinhança e, assim, determinar um padrão que permita classificar uma área em um possível uso do solo. Diferentes classes têm diferentes necessidades relacionadas com as características do solo onde estão alocadas. A proximidade a um setor comercial é algo muito importante para o uso do solo comercial, mas não é muito útil para o uso do solo industrial. As rodovias são fatores importantes na preferência do uso do solo industrial, devido à facilidade de transportar seus produtos, mas, sob alguns aspectos, são um fator negativo para o uso do solo residencial devido ao barulho e a poeira constante.

Cada pequena área tem necessidades distintas, dependendo do uso do solo. As pequenas áreas variam em seus atributos. Encontrar um padrão representa comparar cada pequena área com as necessidades dos diferentes usos do solo. Uma complicação é que muitas dessas necessidades não têm nenhuma relação com a pequena área, mas sim com os seus arredores e vizinhança.

O primeiro passo para o reconhecimento de padrões é estabelecer quais fatores serão analisados e seus valores. Esses fatores podem ser classificados em três tipos: fatores locais, fatores de proximidade e fatores de vizinhança.

Os fatores locais são atributos próprios à pequena área, relacionados com a facilidade do terreno para construção e a disponibilidade de serviços públicos, como a água. Outros atributos que podem ser de importância, dependendo do entorno, são os atributos estéticos. Esses fatores são medidos como variáveis binárias e considerados como dados de entrada.

Os fatores de proximidade medem as influências que, geralmente, são funções da distância. Esses fatores não consideram quantidades; por exemplo, uma rodovia pode ajudar uma indústria a distribuir seus produtos, mas a importância de ter uma segunda rodovia perto é irrelevante. Esses fatores são medidos com uma função de distância que pode ser calculada usando diferentes métodos e considerando fatores lineares ou não lineares para expressar a pouca importância que um fator pode ter com uma distância maior.

Os fatores de vizinhança medem as influências que dependem das quantidades de determinado atributo nos arredores. O fator mais simples é a quantidade de desenvolvimento residencial, industrial e comercial na vizinhança da pequena área. Os maiores desenvolvimentos comerciais só são possíveis quando o desenvolvimento residencial de uma área alcançou uma determinada meta, e uma grande quantidade de uso de solo industrial pode atuar como uma força repulsiva para o desenvolvimento industrial e comercial. Esses fatores são expressos em termos de área. O cálculo desses fatores é realizado, analisando os arredores de uma pequena área e somando linearmente os diferentes atributos; também podem ser estabelecidos pesos para determinar o efeito da distância.

Uma das primeiras aplicações de reconhecimento de padrões pode ser encontrada em (WILLIS, 1979). Nesse trabalho, os padrões são identificados calculando fatores de proximidade entre os atributos considerados. Os atributos usados nesse programa estão na Tabela 2.1. O cálculo de cada um dos atributos é normalizado entre [0 1], e identificado no mapa de trabalho. Assim, para cada classe

do uso de solo, o programa calcula um valor padrão, formando uma combinação linear dos fatores no mapa, usando diferentes ponderações para as categorias no mapa.

Tabela 2.1. Fatores usados no programa ELUFANT.

Fator	Descrição	Valor
1	Proximidade a estrada de ferro	1,0 na estrada de ferro e diminuindo até 0 em 0,4 milhas de distância
2	Vizinho de uma rodovia	1,0 na rodovia e diminuindo até 0 em 0,4 milhas de distância
3	Proximidade a uma rodovia	1,0 na rodovia e diminuindo até 0 em 3,5 milhas de distância
4	Proximidade industrial	1,0 na indústria e diminuindo até 0 em 0,6 milhas de distância
5	Proximidade de edifícios	1,0 no edifício e diminuindo até 0 em 0,5 milhas de distância
6	Proximidade de água	1,0 na água e diminuindo até 0 em 0,2 milhas de distância
7	Árvores na pequena área	1,0 se existem árvores, 0 caso contrario
8	Proximidade a uma interseção	1,0 na interseção e diminuindo até 0 em 0,4 milhas de distância
9	Contagem residencial em ½ milha	Normalizado no círculo
10	Contagem residencial em 3 milhas	Normalizado no círculo
11	Contagem comercial em 1 milha	Normalizado no círculo
12	Contagem industrial em 2 milhas	Normalizado no círculo

2.3.6 Uso da lógica fuzzy

O modelo de preferência espacial e o reconhecimento de padrões utilizados na modelagem e a tomada de decisões na simulação do processo de atribuição de cargas são ideais para aplicar a lógica fuzzy. A lógica fuzzy tem sido usada para a classificação das proximidades, determinação das preferências e prioridade de alocação. Os trabalhos de (MO-YUEN, HAHN. 1996a), (MO-YUEN, HAHN. 1996b), (WANG, FAN. 1999), (CHOW, ZHU, 1998), (CHOW, TRAM, 1997) e (YANG, YUAN. 2006) apresentam algumas das contribuições nesta área.

Um atributo fuzzy de distância pode ser implementado da seguinte forma:

Perto a $X \in [\text{muito perto}, \text{relativamente perto}, \text{relativamente longe}, \text{longe}]$

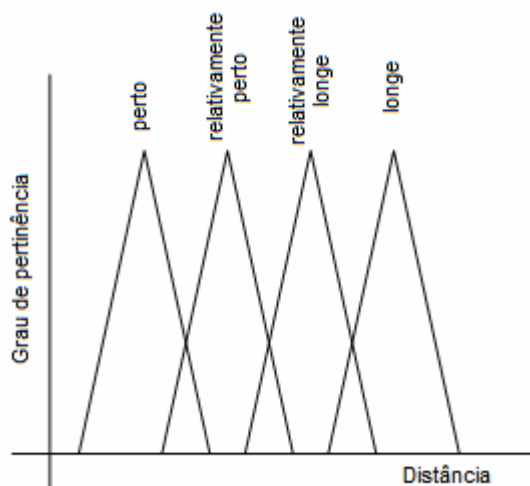


Figura 2.11 – Função fuzzy para representação de *distância*.

Assim, as funções de preferência podem usar lógica fuzzy para determinar as ponderações combinadas dos diferentes fatores por classe. Esta metodologia pode gerar saídas do tipo fuzzy ou crisp.

No trabalho (MIRANDA; MONTEIRO, 2000) utilizam-se preferências fuzzy para criar as regras de classificação, mas conservando uma saída de tipo discreta (numérica). A seguinte regra de classificação é um exemplo:

Se (distância a estrada é *perto*) **e** (distância ao centro urbano é *relativamente perto*) **e** (inclinação do terreno é *moderada*) **e** (saturação residencial perto é *média*) **e** (saturação industrial perto é *baixa*), **então**, preferência doméstica é 20 consumidores por etapa **e** preferência industrial é 0,1 consumidores industriais por etapa.

Outros trabalhos apresentam saídas do tipo fuzzy, contemplando o grau de preferência para uma classe. As saídas do tipo fuzzy podem-se associar também com o componente temporal da simulação interpretando a saída em um período específico da simulação. Este tipo de regras foi usado no trabalho (BOVOLATO, 2002).

3. Metodologia para previsão espacial de cargas com uma base reduzida de dados

Neste capítulo, apresenta-se uma metodologia para a previsão espacial de cargas, adaptada especialmente para trabalhar com uma base reduzida de dados. As principais características desta metodologia são: o uso de dados comerciais e não-técnicos, fácil implementação, fornecimento de informações no médio e longo prazo.

3.1 Desenvolvimento da base de dados

As metodologias de previsão espacial de carga são dependentes da disponibilidade de dados. Portanto, o primeiro passo é avaliar qual é o tipo, qualidade e quantidade das informações disponíveis.

A primeira fonte disponível é composta por estudos realizados por autoridades locais. Em algumas dependências, como secretarias de planejamento, é relativamente simples obter informações sobre a forma ou dimensão das futuras áreas de serviço para as empresas de serviços públicos. Infelizmente, essas informações não são muito confiáveis devido a sua dependência política. Cada nova administração tem sua própria visão sobre o futuro da cidade e, por isto, os estudos de crescimento futuro de carga devem usar esta informação só como um indicador, e não como uma regra.

Considerando esse fato, as empresas contam com um conjunto de dados em nível interno, correspondente à identificação de suas redes e de seus usuários, que pode ser aproveitada.

Na atualidade, a maioria das empresas encarregadas da distribuição de energia elétrica conta com uma base de dados espacial georreferenciada de todo o sistema de distribuição de energia elétrica em alta e baixa tensão, o que possibilita a obtenção desse tipo de dados. Entretanto, essas bases de dados geralmente não estão correlacionadas com as bases de dados de consumidores no setor comercial, o que deve ser o próximo passo na integração das informações dentro das empresas. Além dos dados técnicos da estrutura da rede, é necessário obter dados de demanda e consumo de energia elétrica, para que sejam usados tanto na previsão de mercados como na expansão do sistema.

As medições técnicas de potência máxima demandada pelo sistema em pontos estratégicos, tais como subestações, alimentadores e até transformadores, são dados que podem ser muito importantes no desenvolvimento de qualquer metodologia. Mas a obtenção desses dados nem sempre é econômica ou tecnicamente possível de se obter. Para fazer uma previsão geral de carga, seriam necessários pelo menos 10 anos de demanda máxima por ponto de medida, ou usuário. A decisão sobre o uso dos dados por ponto de medida, ou por usuário, vai depender unicamente da resolução espacial esperada nos resultados.

Para compensar a falta dos dados técnicos, é necessário ter disponibilidade de dados que permitam usar a informação comercial como informação técnica, como curvas de cargas padrão para o sistema em particular (as diferenças entre o comportamento dos sistemas testes com os sistemas reais poderiam levar a erros de uma magnitude muito grande para que sejam considerados como úteis).

Para complementar as informações técnica e comercial faz-se necessário o uso de informações sócioeconômicas da região, como distribuição social e geográfica da riqueza na região, atividades primárias nas diferentes sub-regiões, centros econômicos, centros industriais, vias de transporte, principais estruturas (centros de ensino, hospitais, serviços públicos, centros comerciais, entre outros).

Da mesma forma, os indicadores econômicos da região fornecem uma importante fonte de dados para gerar modelos macroeconômicos que permitem uma previsão de carga mais confiável.

Outra informação importante são os projetos de infra-estrutura da região, em andamento e futuros. Essa informação permite incorporar, nos planos de curtíssimo prazo, informação já disponível, assim como os pontos de referência para o médio e longo prazo.

Após obter todos os dados disponíveis, esses devem ser manipulados de forma que seja possível ter uma base de dados espacial, em que cada elemento armazene distintas informações pertinentes a uma subárea, e seja possível interagir entre elas para obter informações detalhadas de áreas em localizações e tamanhos arbitrários, de interesse para o planejador.

A Figura 3.1 apresenta as fontes dos dados utilizadas para criar a base de dados espacial.

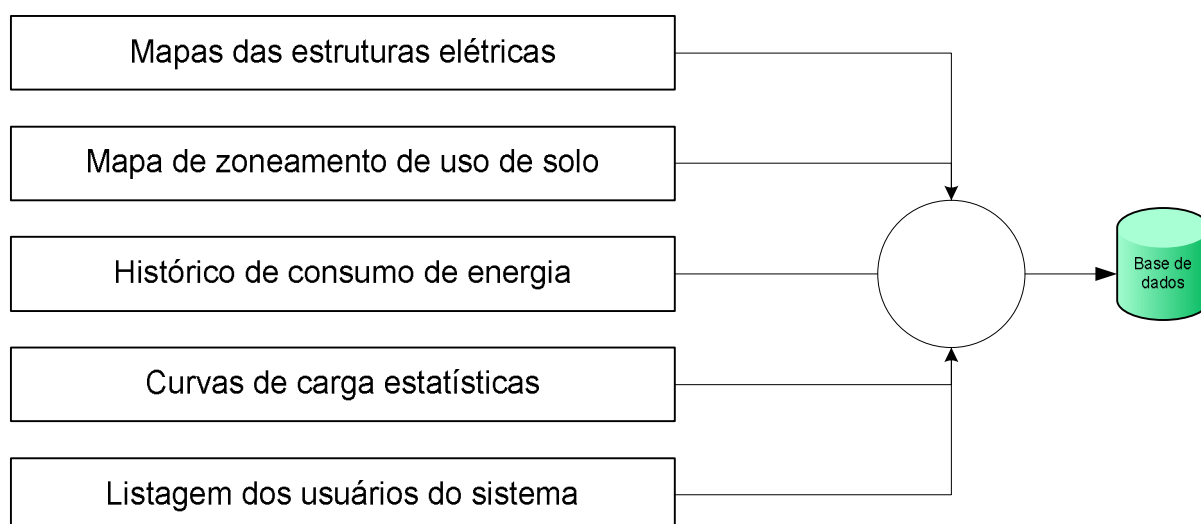


Figura 3.1 – Dados utilizados para criar a base de dados espacial.

3.1.1 Apresentação dos dados

Um dos principais requerimentos com a informação fornecida pela previsão espacial deve ser a capacidade de transmitir visualmente a informação contida. Por

sua natureza espacial, as informações apresentadas em tabelas, ou gráficos 2D, não conseguem representar todas as informações necessárias para um ponto em particular. Por isto, outras representações são necessárias.

O principal objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de algoritmos e técnicas, e não proporcionar uma ferramenta de software definitiva. Assim, as visualizações desenvolvidas são unicamente para facilitar a apresentação dos dados e resultados para o pesquisador, e não para o usuário final. O desenvolvimento de um software para o usuário final será uma etapa futura no desenvolvimento do projeto no qual se encontra sustentado este trabalho.

Tradicionalmente, as informações neste tipo de trabalho são apresentadas como densidades de carga, com variações de cor, dependendo da densidade presente em um ponto. Entretanto, no momento de utilizar essa técnica com os dados disponíveis, devido ao fato de uma grande carga estar presente em um só ponto, a diferença de cor entre as outras partes do mapa poderá não ser visível, como se pode observar na Figura 3.2.

Devido a este fato, foi escolhida uma visualização 3D na área de serviço, em que é mais fácil observar as diferenças entre os níveis de densidade de carga distribuídas na área de serviço, representadas tanto pela cor de cada barra, como de sua altura. O mesmo mapa da Figura 3.2 é apresentado na Figura 3.3 com uma perspectiva 3D, para ilustrar a diferença na facilidade da visualização. Para mostrar a diferença nas variações da densidade de carga no tempo, pode-se utilizar uma seqüência de modelos 3D, de forma animada.

Os gráficos 2D continuam sendo usados para mostrar informações pontuais, como dados totais ou dados consolidados de uma subárea. Por exemplo, a Figura 3.4 mostra o crescimento do consumo de energia, por classe de consumo, na subárea (15,15), localizada no centro do mapa.

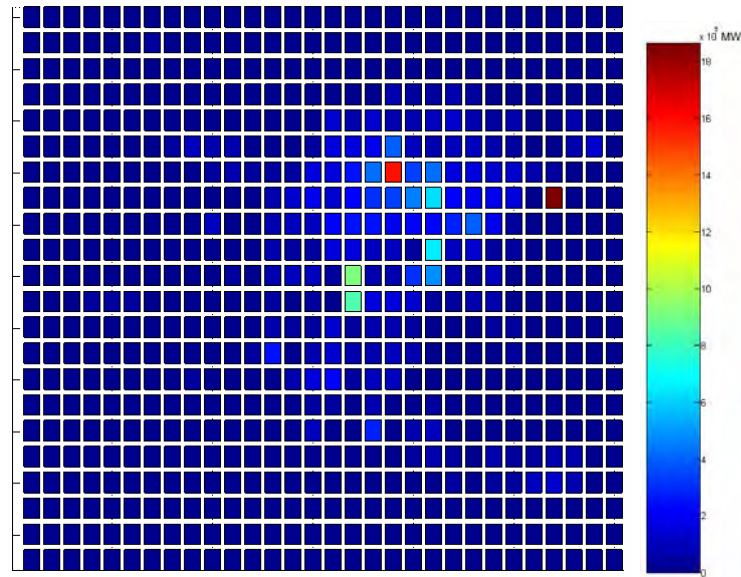


Figura 3.2 – Representação tradicional da densidade de cargas. Um valor muito alto não permite visualizar as diferenças nas áreas menores.

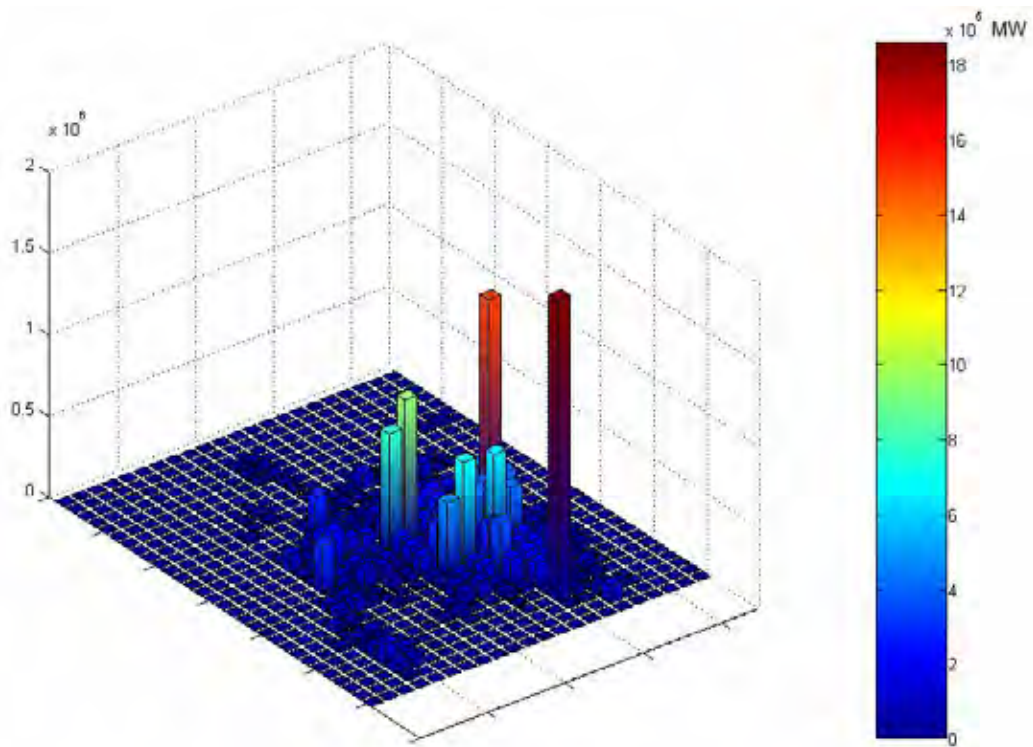


Figura 3.3 – Visualização 3D da densidade de carga.

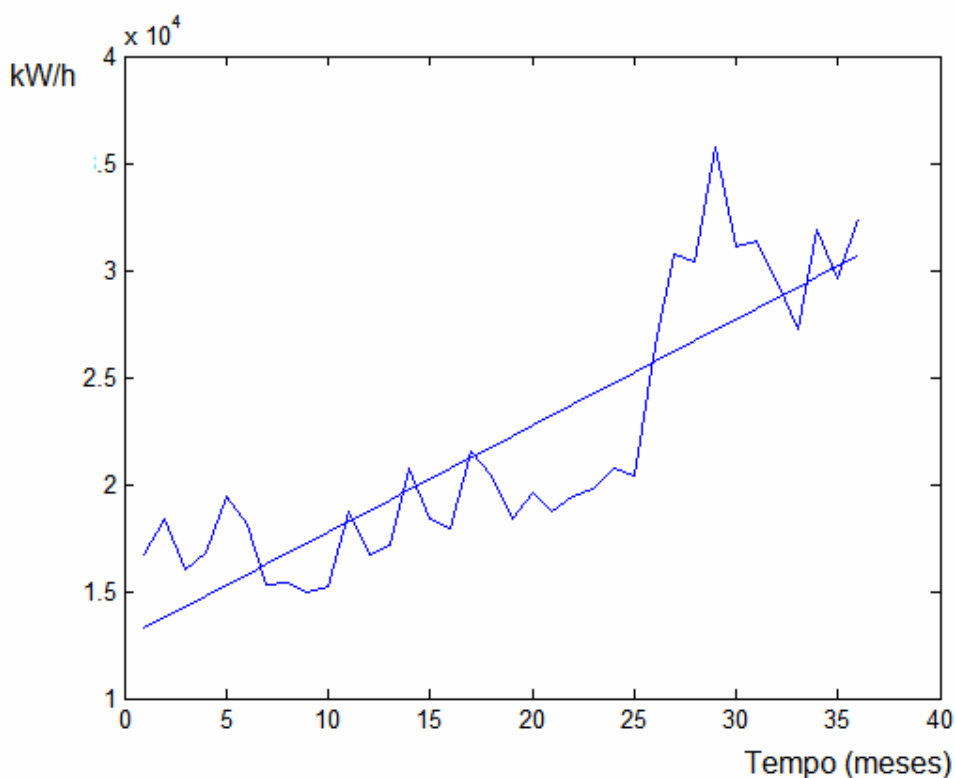


Figura 3.4 – Dados do histórico do consumo de energia para a subárea (15,15) localizada no centro da área de estudo.

Para apresentar a informação do crescimento futuro da demanda, utilizam-se também gráficos 2D ilustrando toda a área de serviço, de tal forma que seja fácil localizar os pontos de interesse. Mas para analisar seu crescimento, é necessário retornar para uma visualização 3D.

3.2 Previsão geral de carga para a área de serviço

A determinação da quantidade total de demanda do sistema é um processo tradicional nas empresas de distribuição de energia elétrica, especialmente para determinar compras de energia no longo prazo. Para esta atividade em particular, existem muitas metodologias amplamente pesquisadas e divulgadas que não fazem parte do objetivo deste trabalho, e qualquer técnica atualmente disponível na empresa pode ser utilizada.

Entre as técnicas que podem ser usadas, encontram-se a família das regressões, tanto univariada como multivariada (linear, quadrática, mínimos quadrados, entre

outras), as técnicas de inteligência artificial (redes neurais, sistemas fuzzy, sistemas inteligentes), séries de tempo, estudos econométricos, entre outras.

Após fazer a previsão geral de carga, é necessário determinar qual quantidade do total é devido ao crescimento natural, e qual parcela ao aparecimento de novos usuários. Esta parte da metodologia é muito importante, pois os dados de crescimento da demanda criada pelos novos usuários será um dos dados de entrada para as etapas seguintes da metodologia. Na maioria das empresas já existe um método disponível pra calcular este valor, o qual poderia ser usado. Neste trabalho, utilizou-se uma forma simplificada para calcular este valor: aproveitaram-se os dados históricos já calculados (ou obtidos) para cada subárea e realizou-se uma previsão em pequena escala em cada uma delas utilizando series de tempo. Depois é obtida a diferença entre a agregação destas e a previsão geral, obtendo assim o valor esperado de aumento de carga devido aos novos usuários.

Essa forma de cálculo aproveita o fato de que, em muitas das subáreas, o crescimento da carga é mínimo devido a que se encontram no seu ponto de saturação na curva histórica S (Figura 2.4), mas quando consideradas como um todo agregado, o crescimento é evidente.

Nas subáreas ocupadas, o aparecimento de novas cargas, e mesmo variações no comportamento, serão esporádicos, considerando o caráter estático e cíclico do consumo de energia elétrica por parte dos consumidores, em especial os residenciais.

Portanto, espera-se que as previsões realizadas, em cada subárea, sejam baixas, quase estacionárias, e a previsão geral apresente um crescimento devido às interações de todas as áreas e seus consumidores. Assim:

$$\sum \text{Previsão Subáreas} < \text{Previsão Geral.} \quad (3.1)$$

A previsão nas subáreas pode ser considerada como a previsão para os consumidores existentes. Portanto, a diferença entre esses dois valores, será o crescimento de carga esperado para novos usuários:

$$\textit{Previsão Novos Usuários} = \textit{Previsão Geral} - \sum \textit{Previsão Subáreas.} \quad (3.2)$$

3.3 Caracterização da área de serviço

O passo seguinte na metodologia consiste em caracterizar, especialmente, os novos usuários determinados no passo anterior.

Para realizar este passo, será utilizado um sistema de extração de regras de classificação, que percorre toda a área de serviço procurando relações entre a distribuição dos usuários e os serviços oferecidos, para determinar suas preferências. Estas preferências são expressas como regras lingüísticas para que possam ser facilmente entendidas e manipuladas pelo planejador.

O processo de extração de regras começa com a identificação de todos os pontos de interesse dentro da área de serviço, os quais são de importância para determinar a preferência dos usuários, considerando a localização e dependendo de sua classificação. Assim, locais como estradas, hospitais, centros comerciais, entre outros, são localizados. Esses pontos de interesse podem variar, dependendo da natureza e da cultura da cidade. Por exemplo, em algumas cidades, as igrejas podem ser mais importantes para os habitantes; em outra cidade, pode-se ter um comércio primordialmente de atacado. Então haverá mais interesse em vias de acesso e locais próximos às indústrias. Assim, dependendo da cultura e das atividades sócioeconômicas da área de serviço, escolhem-se esses pontos de interesse.

Depois de identificar os pontos de interesse, cada uma das subáreas é analisada de forma a identificar as relações entre elas, e cada um dos pontos de interesse, usando uma notação de intervalos lingüísticos, que podem ser obtidos

automaticamente usando técnicas estatísticas simples ou outros métodos mais avançados. Também podem ser determinados pelo planejador, pois estes intervalos são dados relativamente simples de calibrar.

As relações identificadas, em forma de regras de classificação lingüísticas, são agrupadas em uma tabela, onde é possível identificar e agrupar por semelhanças para facilitar uma análise posterior.

Com a informação disponível seria possível construir um sistema inteligente, como um sistema de inferência fuzzy, uma rede neural, e até mesmo um controlador neuro-fuzzy, para classificar as áreas sem carga, utilizando a tabela de regras como um conjunto de treinamento. Entretanto, as características das subáreas sem carga são semelhantes somente em parte das regras, o que pode levar a obter classificações sem sentido, e o caráter estocástico das simulações não pode ser obtido com esse tipo de estruturas.

Para garantir a natureza estocástica, assim como para facilitar o entendimento e a implementação, às novas regras de classificação são obtidas com um procedimento derivado dos operadores evolutivos, como é um cruzamento ponto a ponto, controlado, a partir de uma pequena população, escolhida por semelhança de atributos com a regra desejada.

Por ser um processo estocástico, o procedimento é realizado várias vezes para determinar um padrão de comportamento na resposta.

A resposta final nesse passo, para cada subárea, é a preferência de uso de solo de cada uma delas, com seu correspondente nível de consumo de energia esperado por classes.

Uma das vantagens dessa proposta é a possibilidade de trabalhar com qualquer quantidade de dados de entrada, seja um número baixo, como neste trabalho, ou alto, sem necessidade de treinamento ou calibração adicional. Esta flexibilidade está explicada no fato de que a quantidade de dados disponíveis somente altera o

tamanho da parte de entrada (input) das regras de classificação, mas a parte de saída (output) pode permanecer inalterada.

O algoritmo proposto é detalhado no Capítulo 4 desta tese.

3.4 Distribuição temporal das novas cargas

As subáreas já classificadas no passo anterior não serão ocupadas imediatamente. Portanto, é necessário fazer uma atribuição temporal.

O crescimento das cidades apresenta-se de forma radial ou tentacular, em torno de um ponto (ou pontos) de interesse econômico, seja um centro de serviços (desenvolvimento comercial), ou centro de manufatura (parques industriais), e dependendo das barreiras geográficas da região. Esse crescimento se altera apenas quando, por questões políticas, sócioambientais ou econômicas, é decidida uma mudança na distribuição da comunidade e, mesmo assim, essas mudanças na maioria das vezes refletem um comportamento radial.

O crescimento encontra-se limitado unicamente pelas fronteiras naturais e particularidades do terreno, assim como pelas condições sócioeconômicas da região. Mesmo que o crescimento seja radial, os indivíduos escolhem lugares com certas características que facilitem sua interação com o resto da comunidade, dependendo da atividade econômica desenvolvida, ou setor econômico ao qual pertencem.

Essas características já foram identificadas e classificadas no passo anterior, e agora é necessário fazer uma atribuição temporal.

Com a classificação das subáreas realizada até o momento na metodologia, é conhecido o tipo de consumidores e o nível de consumo de energia elétrica esperado, mas não quando este consumo vai ser efetivado.

Para efetuar este passo, esta metodologia vai usar um conceito simples de vizinhança, baseado na idéia de que os novos usuários desejam ficar perto dos outros usuários na mesma classificação ou faixa de consumo. Neste ponto, os usuários novos que vão se localizar em áreas já ocupadas, já foram considerados na previsão de pequena área. Portanto, este passo encontra-se destinado aos usuários que vão se localizar em áreas desocupadas em novos desenvolvimentos de infraestrutura, provocando uma expansão da rede no médio e longo prazo.

Assim, todas as subáreas desocupadas, já identificadas e classificadas, são ordenadas de acordo com a quantidade e o nível das cargas semelhantes próximos a elas. Essa informação encontra-se disponível, porque foi recolhida no momento de criar as regras de classificação.

Em cada intervalo temporal, a quantidade de subáreas que terão novas cargas será determinada pelo valor de aumento de carga dos novos usuários, calculado na previsão global de demanda. Desta maneira, como as subáreas estão classificadas com um nível de demanda, estas começam a ser ocupadas até obter o total calculado na previsão, de acordo com a ordenação feita anteriormente. Isto é realizado para cada classe de consumidores considerados na previsão.

Uma vantagem observada ao implementar esta técnica é que as subáreas ocupadas não ficam em uma só área, o que é o desejável. Essas são localizadas em lugares diferentes da área de serviço, sempre seguindo o padrão radial desejado.

Uma vez finalizada a atribuição das subáreas, até cumprir a previsão feita, pode-se considerar como pronto o mapa para o período calculado na previsão geral. Neste momento, a análise para o período seguinte pode ser efetuada. Para cada horizonte de planejamento, é necessário recalcular de novo todas as informações de classificação utilizando o último mapa obtido como mapa base, até chegar ao horizonte de planejamento desejado. O esquema geral do processo de alocação temporal das novas áreas é representado na Figura 3.5.

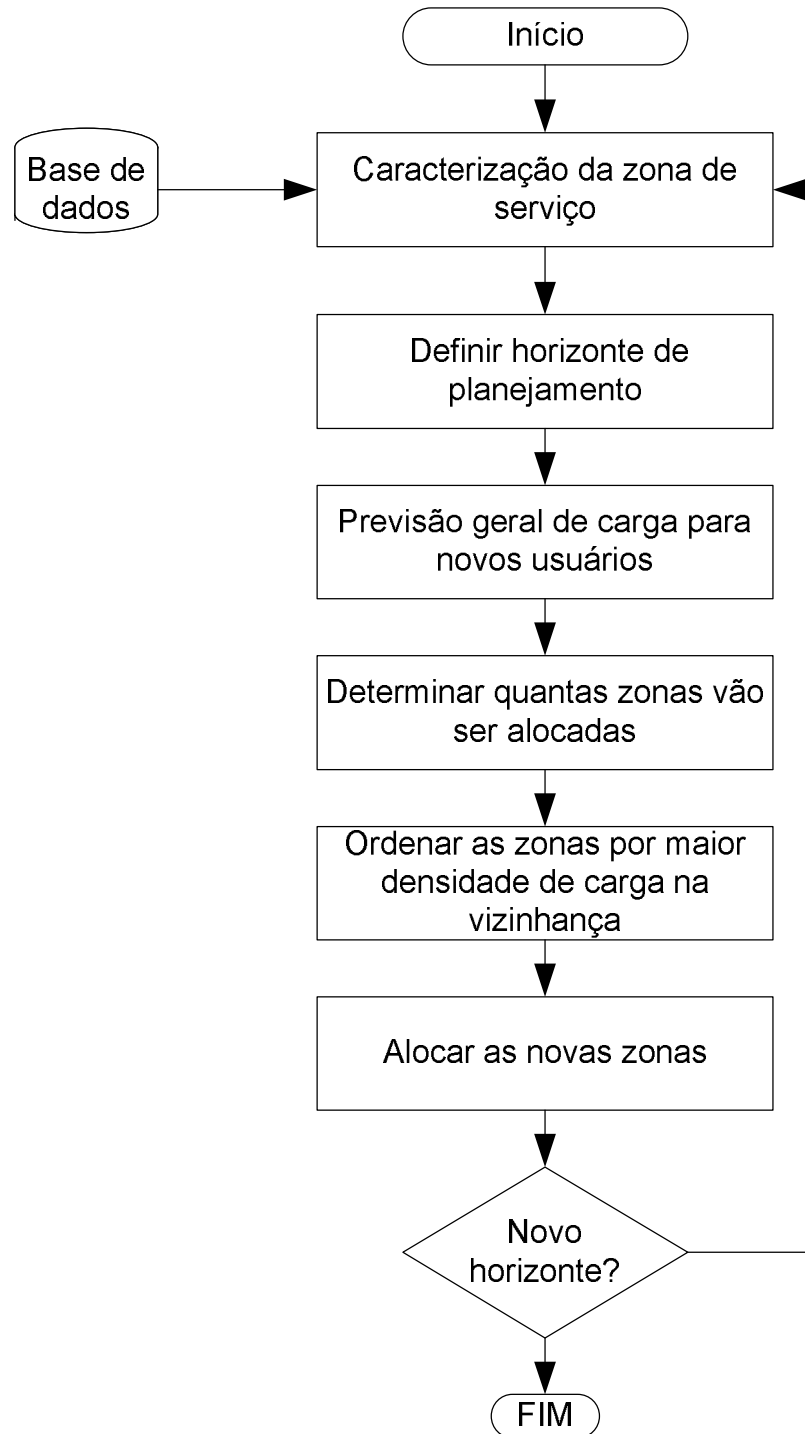


Figura 3.5 – Algoritmo de alocação espacial.

4. Caracterização da área de serviço

No processo da previsão espacial de carga, após determinar o aumento na carga devido ao crescimento normal dos consumidores existentes, o crescimento ocasionado pelos novos consumidores deve ser alocado na área do serviço. Esse processo é realizado considerando todos os fatores. Por exemplo, uma zona altamente poluidora não pode localizar-se próxima às zonas residenciais. Os consumidores residenciais gostam de viver perto de outras zonas residenciais, mas não muito longe de zonas comerciais nem dos seus lugares de trabalho, entre outras *regras de classificação*. Alguns desses novos consumidores vão se localizar em zonas já desenvolvidas, com possibilidade de crescimento. Outros vão se localizar em novas zonas a serem desenvolvidas no curto e médio prazo, com novas infra-estruturas. Assim, cada classe de consumidores tem suas preferências.

Neste capítulo é apresentado um algoritmo de extração de regras de classificação que permitem caracterizar o uso do solo na área de serviço, identificando as preferências de uso do solo para cada classe, para determinar quais serão as zonas com maior probabilidade de serem ocupadas, e com quais classes de consumidores.

4.1 Expressões lingüísticas

Com a finalidade de expressar as regras de classificação de uma forma clara, e permitir a manipulação destas, serão usadas expressões lingüísticas para identificar diversos valores com términos relativos que podem ser relacionados mediante operadores lógicos. Estas expressões lingüísticas compartilham a forma de expressão utilizada na lógica fuzzy e também na lógica multivariada, mas sua

definição e uso é distinta.

As expressões lingüísticas usadas neste trabalho estabelecem uma descrição lingüística para um valor alocado em qualquer posição em um conjunto de valores preestabelecido.

Exemplo: A Tabela 4.1 apresenta um conjunto de valores e suas correspondentes expressões lingüísticas de acordo com a definição dos intervalos da Figura 4.1.

Tabela 4.1. Conjunto de valores e suas expressões lingüísticas.

Valor original	Expressão lingüística
1	Baixo
4.59	Baixo
9.99	Baixo
10.01	Normal
18.3	Normal
22	Alto
29	Alto



Figura 4.1 – Faixas de um conjunto de expressões lingüísticas.

Considerando esta forma de codificação dos valores em expressões lingüísticas, as regras de classificação para determinar o uso do solo podem ser expressas da seguinte forma:

(IF Objeto (*i*) IS Atributo) AND (IF Objeto (*j*) IS Atributo) AND THEN (uso do solo IS Atributo)

Nessas regras, “Objeto” refere-se ao conjunto de elementos descritivos a serem considerados no processo, como estruturas (escolas, vias de acesso, pólos econômicos), zonas próximas, ou qualquer outro elemento de interesse.

Os “*Atributos*” referem-se à medida correspondente a expressão lingüística dos elementos considerados. Se um elemento considerado é a “*distância*”, o atributo correspondente estará expresso em termos de “muito perto”, “perto”, “longe” ou “muito longe”. Caso o elemento considerado seja a “*densidade de carga*”, o atributo estará expresso em termos de “baixa”, “normal” e “alta”.

Para cada objeto, os consumidores têm diferentes preferências, e por isso existe um conjunto diferente de atributos para cada um dos objetos. Por exemplo, o atributo “*perto*” não tem o mesmo significado para uma escola ou para o pólo econômico da cidade.

A quantidade das faixas utilizadas para a definição de cada conjunto lingüístico é determinada pela dispersão estatística dos dados, para cada um dos atributos, todos os dados são agrupados de tal maneira que seja possível identificar as faixas de valores nas quais possam ser classificados. Assim, por exemplo, estabelece-se uma faixa de valor “baixo” para valores que estão muito abaixo da média, uma faixa “normal” para os valores que estão próximos da média, e outra faixa “alta” para valores acima da média.

Essa análise pode ser feita por um estudo de clusters, mas como a quantidade de atributos não é muito elevada, pode ser efetuada manualmente com a ajuda de um gráfico de dispersão dos dados.

4.2 Codificação

Para extrair e usar o conhecimento da base de dados espacial é necessário estabelecer uma codificação adequada para armazenar, de forma eficiente, a informação recolhida durante o processo.

A regra de classificação (entrada e saída) é codificada como um vetor $V(i)$, em que cada posição representa um *objeto* e armazenar uma expressão lingüística a um *atributo*. Para esse vetor representar uma regra, todos os elementos encontram-

se relacionados pelo operador *AND*. Assim, um vetor contendo expressões lingüísticas de um conjunto de *objetos*, pode ser representado como uma regra, como é mostrado no seguinte exemplo.

A relação:

$$(A, B, C) \Rightarrow (X, Y, Z)$$

representa a seguinte regra:

INPUT (*IF Objeto 1 is A, AND Objeto 2 is B, AND Objeto 3 is C*) then OUTPUT (*Objeto 1 is X, AND Objeto 2 is Y, AND Objeto 3 is Z*).

Para essa aplicação em particular, os *objetos* de entrada (input) são escolhidos como distância entre os pontos de interesse e as densidades de carga, e os objetos de saída (outputs) são densidades por classe de consumo.

Seja o conjunto de *objetos* de entrada:

input= [*Distância a escola mais perto, Distância a hospital mais perto, Distância a estrada principal mais perto, Distância a pólo urbano 1 (centro da cidade), Distância a pólo urbano 2 (centro comercial), Densidade residencial perto, Densidade industrial perto, Densidade comercial perto, Densidade residencial longe, Densidade industrial longe, Densidade comercial longe*].

E o conjunto de *objetos* de saída

out= [*Densidade residencial, Densidade industrial, Densidade comercial*].

Os conjuntos de entrada e saída não são fixos e podem ser qualquer combinação de *objetos*, sempre e quando exista uma expressão lingüística para eles.

4.3 Algoritmo

Com a codificação proposta, o processo de extração de conhecimento da base de dados segue o seguinte algoritmo:

Seja $R1$ o conjunto de regras conhecidas:

1. Na base de dados espacial, identificar todos os pontos de interesse (conjunto de *objetos* de entrada), como pólos econômicos, escolas, vias de acesso, parques, entre outros;
2. Determinar os intervalos para as expressões lingüísticas para cada *objeto*;
3. Para cada subárea ocupada na base de dados espacial, identificar todos os *objetos* e *atributos* que determinam o uso do solo, e formar a regra lingüística correspondente $R1(i)$;

Esse algoritmo é apresentado na Figura 4.2.

Neste ponto do algoritmo, todo o *conhecimento* presente na área povoada é identificado.

Em algoritmos de extração de conhecimento, como no trabalho de (YI-CHUNG et al., 2003), as regras conhecidas são misturadas, usando diferentes operadores evolucionários para gerar novas regras que permitam generalizar o conhecimento. Esse método não é usado neste trabalho porque a maioria das regras geradas por este método podem não ter relação com as áreas sem classificação.

O procedimento contemplado neste trabalho consiste em analisar cada subárea sem carga para determinar a sua saída, otimizando os recursos e minimizando o esforço computacional, como explicado a continuação.

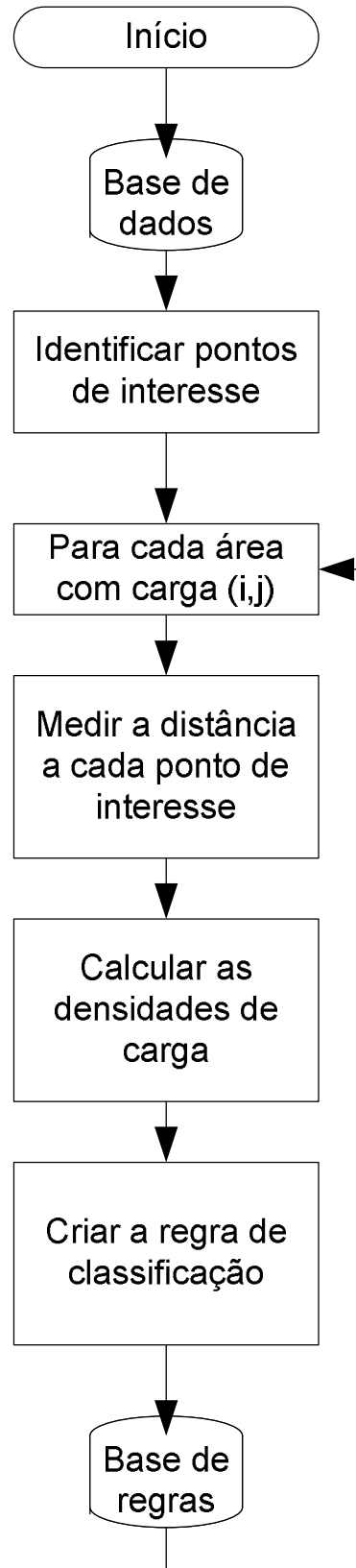


Figura 4.2 – Algoritmo para extrair a informação da base de dados.

Uma forma de trabalhar com as regras das áreas vazias (conjunto $R2$) é construir a parte de entrada (input) da regra de classificação e determinar a saída (output) de acordo com a parte correspondente da regra com o valor de SM mais alto presente em $R1$ comparado com cada regra em $R2$.

O valor SM é definido como a distância de *Hamming* entre dois vetores, isto é, o número de posições para os quais os correspondentes valores são diferentes. Este valor mede o número mínimo de substituições requeridas para mudar um vetor no outro, ou o número de erros que transformam um vetor no outro (HAMMING, 1950):

$$SM = \sum |R1(j,i) - R2(k,i)| \quad (4.1)$$

Antes de proceder com esse passo, é necessário identificar todos os pontos que não são de interesse na base de dados espacial, como zonas destinadas a atividades consideradas como perigosas, zonas destinadas a desenvolvimento especial ou ambiental, zonas sem possibilidade de desenvolvimento por acidentes naturais, entre outros. Já com o conhecimento destas áreas onde não será possível haver desenvolvimento, as demais áreas são analisadas.

O processo completo é o seguinte

Para cada área não ocupada ($k=1, \dots, \text{número de áreas não ocupadas}$):

1. Extrair a parte de entrada da regra de classificação (input) para o vetor na linha k do $R2$;
2. Calcular o valor SM entre o vetor na linha k do $R2$ e todos os elementos em $R1$;
3. Usar como saída (output) para a regra de classificação, a saída da regra em $R1$ com o maior valor de SM .

Entretanto, desta forma, o comportamento estocástico particular, neste problema, é perdido. Além disso, devido à natureza da distribuição das subáreas não ocupadas, geralmente fora da área de serviço, o valor SM pode ser muito baixo e não significativo para ser considerado como uma saída lógica para a regra.

Para contornar este problema, uma metodologia usando operadores evolutivos é proposta, para selecionar a parte da saída da regra de classificação usando como informação um conjunto de possíveis saídas, a parte da saída (output) da regra de classificação é determinada estabelecendo um conjunto de regras semelhantes entre si (*RSM*), usando o valor de *SM* como o valor de adaptação (fitness), e aplicando um cruzamento ponto a ponto (cross-over) entre dois candidatos selecionados por torneio. Assim, são aproveitadas as características deste operador genético, como aleatoriedade controlada e sobrevivência estatística do mais forte.

A seleção por torneio é um operador evolutivo usado amplamente nos algoritmos genéticos, cuja finalidade é escolher diferentes elementos para participar do processo de cruzamento. Neste processo as configurações são escolhidas mediante jogos (torneios), a cada jogo são escolhidos aleatoriamente um conjunto de T_k configurações e a configuração ganhadora é aquela com o melhor índice de desempenho empregado (função objetivo, valor de adaptação).

O operador evolutivo de cruzamento é um dos operadores principais dos algoritmos genéticos. Este operador encarrega-se de propagar a informação genética de dois elementos da população na seguinte geração, combinando seu código para gerar um descendente.

O algoritmo do processo de geração de novas regras encontra-se na Figura 4.3. O processo final, que consiste em gerar a regra de saída utilizando o operador evolutivo, encontra-se explicado em detalhe no algoritmo da Figura 4.4.

No final do processo, todas as áreas sem carga são classificadas nas diferentes categorias estabelecidas pela regra de saída, criando um mapa de preferência onde é possível identificar as áreas de interesse para o planejador.

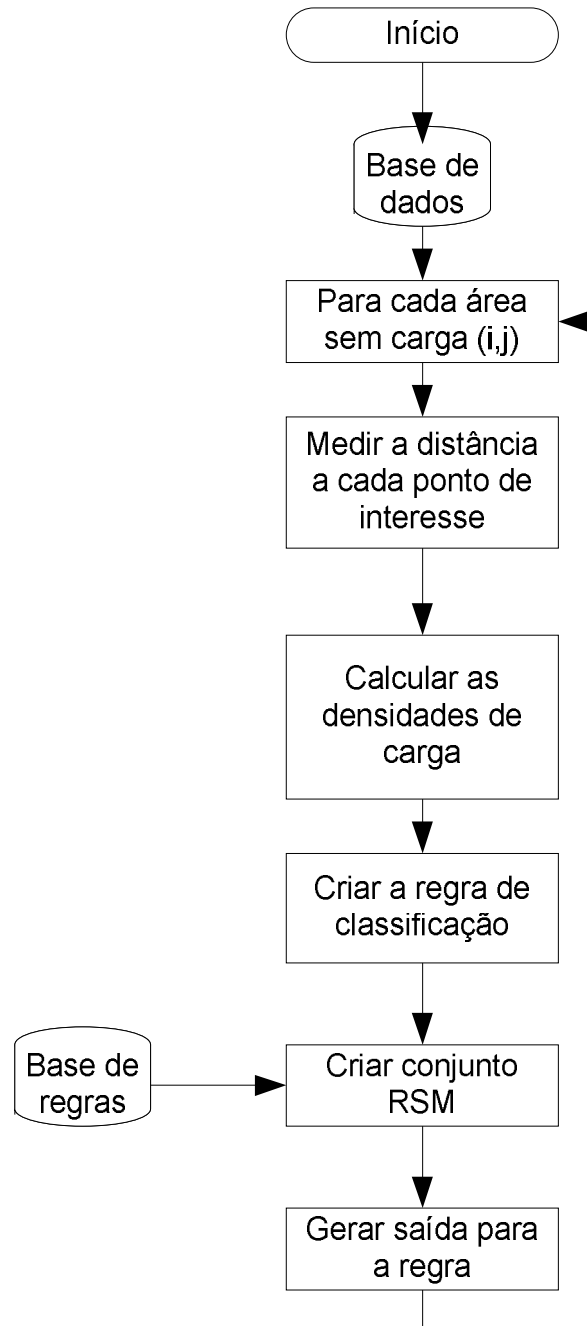


Figura 4.3 – Algoritmo para gerar as regras das áreas sem carga.

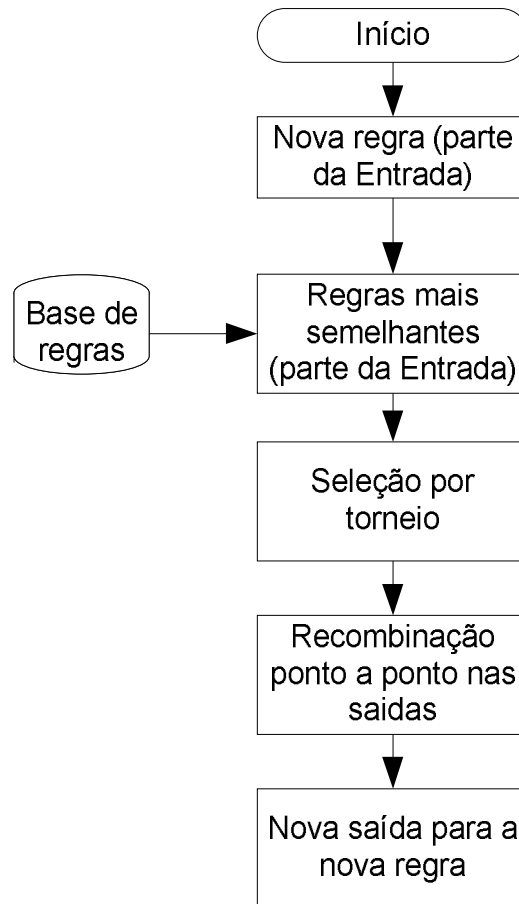


Figura 4.4 – Algoritmo para gerar a saída das novas regras.

Considerando a natureza estocástica desse processo, o algoritmo é repetido várias vezes para identificar as áreas de interesse mais facilmente.

Para ilustrar esse conceito, apresenta-se o seguinte exemplo.

Os valores {A B C} representam três expressões lingüísticas distintas em cada objeto como {alto, médio, baixo}.

Seja o vetor [A B A A B B] a parte da entrada (input) da regra de classificação para a área sem carga k .

O vetor é comparado com todos os elementos no conjunto $R1$, e o conjunto RSM é construído com 6 elementos.

RSM=	ENTRADA						SAIDA			SM
1	B	B	A	A	B	B	A	C	B	5
2	C	B	A	A	B	B	A	C	B	5
3	B	A	B	A	B	B	A	B	B	3
4	A	B	A	B	B	B	B	C	B	5
5	A	B	A	B	B	B	A	C	A	5
6	A	B	A	A	A	A	A	B	C	4

Usando uma seleção por torneio, as saídas dos vetores (2) e (6) são selecionados para serem combinados ponto a ponto, obtendo o vetor [A C C] da seguinte forma.

(2) [A C B] SM=5 Maior probabilidade no cruzamento aleatório.

(6) [A B C] SM=4 Menor probabilidade no cruzamento aleatório.

Posição 1: o valor A do vetor (2) é selecionado.

Posição 2: o valor C do vetor (2) é selecionado.

Posição 3: o valor C do vetor (6) é selecionado.

No final do processo, a saída (output) da regra com a entrada (input) [A B A A B B] deve ser [A C C].

Na Figura 4.5 apresenta-se uma visão geral do algoritmo completo de previsão espacial de carga proposto. Nesta figura, cada um dos passos no algoritmo corresponde aos algoritmos já apresentados: (i) a criação da base de dados corresponde à Figura 3.1. (ii) a criação da base de regras das zonas com carga corresponde à Figura 4.1. (iii) a caracterização das zonas sem carga corresponde às Figuras 4.2 e 4.3, e (iv) a alocação das novas cargas corresponde à Figura 3.5.

Parte do algoritmo, assim como testes iniciais com a metodologia foram apresentados em (CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2007).

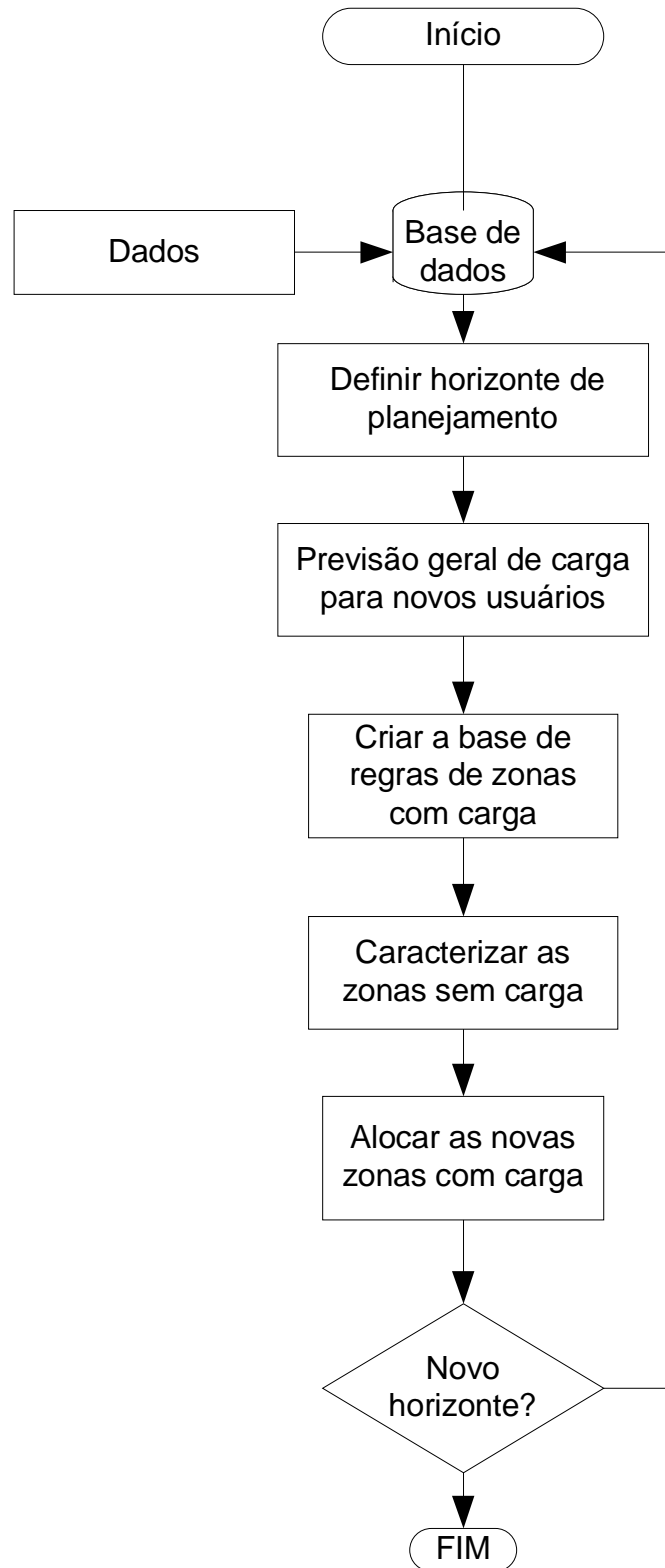


Figura 4.5 – Algoritmo geral.

5. Aplicação da metodologia

Neste capítulo, a metodologia proposta será mostrada passo a passo, apresentando todos os detalhes necessários para entendê-la, programá-la e executá-la, começando pela apresentação da base de dados, mostrando de forma pormenorizada o algoritmo de extração de regras de classificação e geração de novas regras, e finalizando com vários mapas de cenários futuros de previsão espacial de demanda para a área de estudo.

5.1 Área de estudo

Para testar a metodologia, foram recolhidos dados de uma cidade de porte médio, com aproximadamente 200 mil habitantes, dos quais 98% são classificados como urbanos e 2% são considerados como rurais, e uma área de 563,62 km². O PIB da região é de 1.387,90 milhões de reais, e o PIB per capita é 6.893,06 reais. (SEADE, 2007).

O principal componente econômico são os serviços, com participação também no agronegócio, e em menor porcentagem, a indústria.

Na Figura 5.1, apresenta-se o mapa geral da zona de serviço.



Figura 5.1 – Mapa geral da zona de serviço.

5.2 Coleta de dados

A coleta de dados necessários para o processo é a tarefa que leva mais tempo no processo e deve ser considerada como uma das tarefas mais importantes.

Para este trabalho em particular, os dados técnicos foram coletados diretamente com a empresa responsável pela rede de distribuição da cidade piloto do projeto.

Esses dados técnicos incluem os seguintes itens.

- Mapa da distribuição física das subestações, alimentadores e transformadores na área de serviço para consumidores residenciais, industriais, comerciais, rurais,

poder público, iluminação, serviço público e consumo próprio. Os consumidores catalogados como rurais não foram considerados.

- Lista de códigos dos usuários ligados a cada transformador e alimentador na área de serviço, assim como informação de potência de cada transformador.

- Lista de consumo de energia dos últimos três anos de todos os usuários atendidos na área de serviço, com código de usuário, nome, endereço e classificação.

- Lista de novos projetos de infra-estrutura recebidos pela empresa.

Essa informação foi complementada com dados da regional do IBGE, que forneceu dados socioeconômicos da região.

Outras informações importantes foram recolhidas com a Secretaria de Planejamento da prefeitura da cidade piloto, onde foram obtidas muitas informações sobre projetos atuais e futuros no planejamento da cidade, loteamentos, melhorias na cidade e outros dados pertinentes, assim como um mapa de zoneamento atual da cidade.

A informação sobre projetos futuros, ainda que não seja muito confiável, especialmente no longo prazo, não foi introduzida na base de dados como entrada, mas sim como dado de verificação da metodologia aplicada.

5.3 Preparação dos dados

A empresa conta com uma base de dados de todas as estruturas do sistema georreferenciadas. Mas, por motivos contratuais, não foi possível utilizá-la. Então essa informação foi compartilhada na forma de mapas impressos em grande escala. Por este motivo, a informação foi codificada manualmente a partir da informação gráfica recebida.

Se os dados fossem georreferenciados, incluindo a informação dos transformadores e também dos consumidores, seria possível ter uma resolução de poucos metros ao redor de um ponto de conexão (poste).

Com os mapas impressos e dados atuais, foi possível conseguir uma resolução de 0,5 km², agregando todos os dados dos consumidores de um transformador em um único ponto, aproveitando a informação da localização destes no mapa.

Na Figura 5.2, apresenta-se o mapa obtido já codificado para o trabalho, mostrando as subáreas alocadas em uma grade XY, as subáreas pretas atualmente contam com pelo menos 1 transformador, e as subáreas brancas não possuem nenhum tipo de carga elétrica.

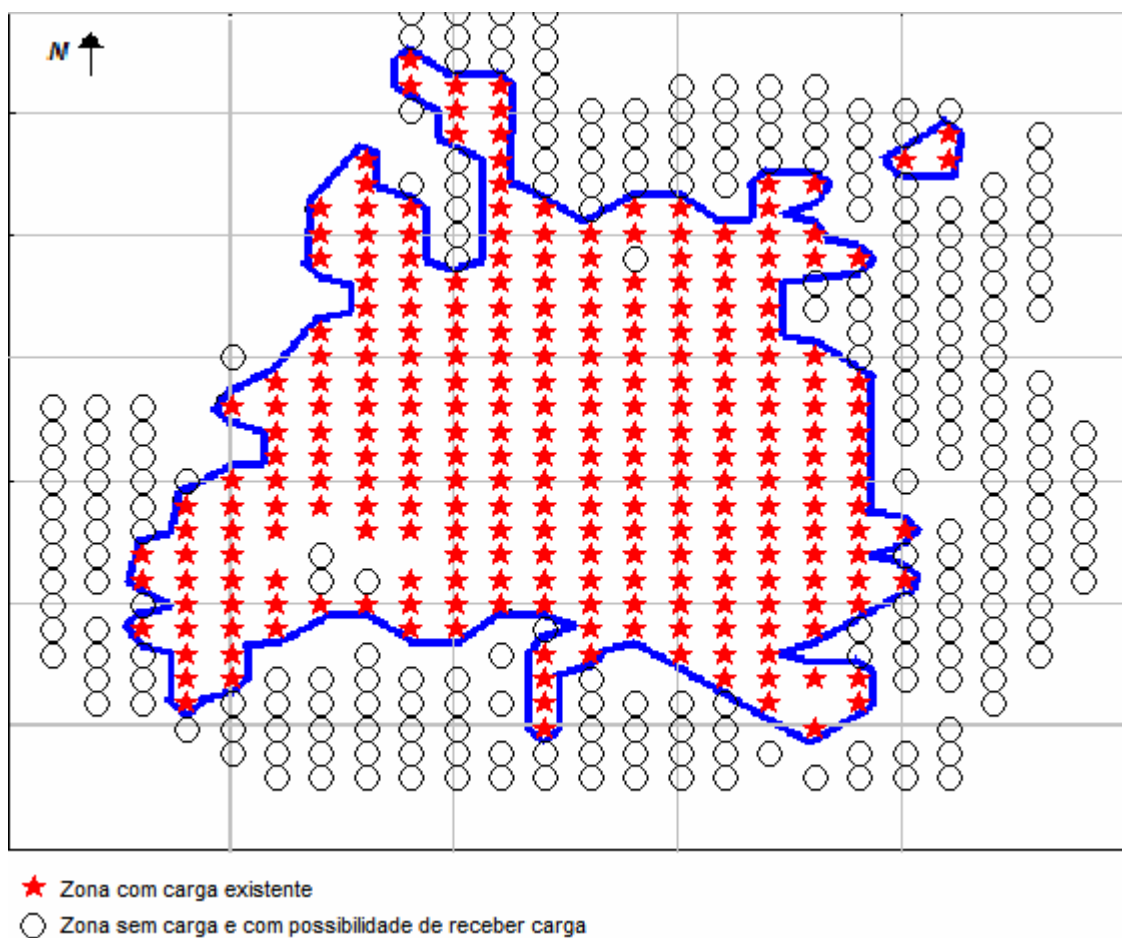


Figura 5.2 – Mapa codificado da área de serviço.

Com a prefeitura da localidade, foi possível obter um mapa de zoneamento da cidade, Figura 5.3, o qual fornecerá os dados mais importantes da distribuição socioeconômica atual, assim como permitirá identificar as zonas restritas.

Com os mapas disponíveis, foi possível coletar as seguintes informações para cada subárea da área de serviço:

- Transformadores na área;
- Carga total instalada na área (capacidade em kVA dos transformadores);
- Classificação da zona por ocupação do solo;
- Estruturas importantes na área (escolas, hospitais, centro econômico, outros).

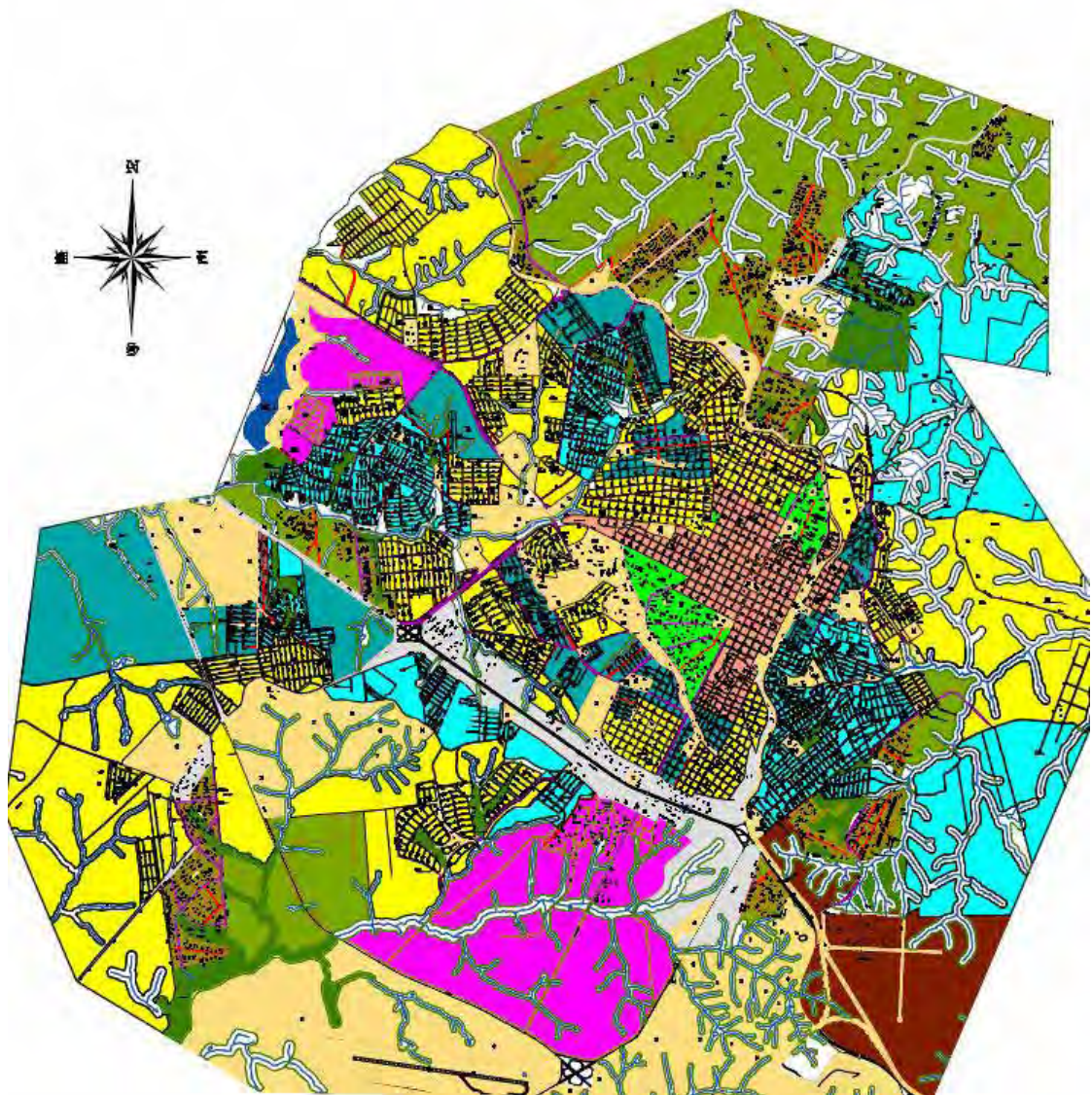


Figura 5.3 – Mapa de zoneamento de uso e ocupação do solo.

Com esses dados, e fazendo um cruzamento com as outras bases de dados disponíveis, foi possível conseguir uma base de dados mais completa, contendo os seguintes campos para cada uma das subáreas na área de serviço.

- Transformadores na área por circuito;
- Carga total instalada na área por circuito (capacidade em kVA dos transformadores);
- Classificação da zona por ocupação do solo;
- Estruturas importantes na área (escolas, hospitais, centro econômico, outros);
- Histórico de consumo de energia elétrica, por transformador, por circuito e por classe de consumidor.

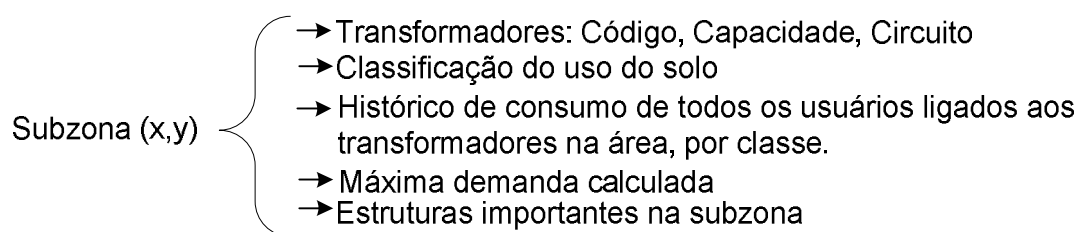


Figura 5.4 – Elementos de uma subzona na base de dados.

Para fazer uma previsão geral de carga, é necessário ter os dados de demanda máxima. Essa informação, na atualidade, só está disponível no ponto de compra de energia da empresa e alguns clientes importantes, mas não está disponível nas subestações ou alimentadores.

Portanto, para a obtenção desses dados, foi aproveitado um trabalho realizado recentemente de caracterização das curvas de carga da área de serviço. Nesse trabalho (FRANCISQUINI, 2006), várias curvas de carga foram obtidas a partir de medições, em distintos níveis de consumo e para distintos tipos de consumidores.

Depois de aplicar diversas manipulações estatísticas, foram obtidas curvas de carga típicas, as quais permitem, com os dados de consumo de energia elétrica dos

usuários de um circuito, calcular sua curva de carga, e agregar a demanda até um ponto desejado, como um transformador ou ramal de um circuito alimentador.

Com essas curvas de carga típicas, foram calculadas e agregadas as curvas de carga para todos os consumidores de cada um dos transformadores, usando como referência a curva de carga de um dia útil. As curvas de carga de sábado, domingo e feriados não foram consideradas, pois o interesse principal é a demanda máxima que possa ser registrada no ano.

O estudo não apresenta curvas de carga típicas sazonais. Portanto não foi possível usar esse dado. Atualmente, a empresa encontra-se em uma segunda etapa de obtenção de dados, o que permitirá uma maior quantidade e qualidade dos dados disponíveis.

Esses dados permitem trabalhar com previsão de mercado, mas não permitem trabalhar com previsão geral, visto que o histórico disponibilizado pela empresa é de apenas três anos.

5.4 Caracterização da área de serviço

Antes de começar o processo de caracterização, é necessário determinar os “*objetos*” que serão usados na construção das regras de classificação.

Estes “*objetos*” são escolhidos considerando os dados disponíveis.

Para a área de serviço em análise, são escolhidos os seguintes objetos:

- Escolas;
- Hospitais;
- Vias de acesso;
- Centros de gravidade;
- Densidade de carga.

Esses “objetos” são utilizados para calcular a parte da entrada das regras de classificação. Para calcular as saídas, utilizam-se as demandas já calculadas para a classe residencial, industrial e comercial. As outras áreas não são consideradas devido a sua pequena participação no total da área de serviço.

O próximo passo no processo de caracterização das cargas na área de serviço é localizar todos os pontos de interesse na base de dados.

Alguns dos pontos de interesse já foram identificados previamente, como escolas e hospitais na Figura 5.5, e a informação de classificação das zonas pode ser usada para extrair mais dados, como as áreas sem possibilidade de desenvolvimento na Figura 5.6, entre outras informações.

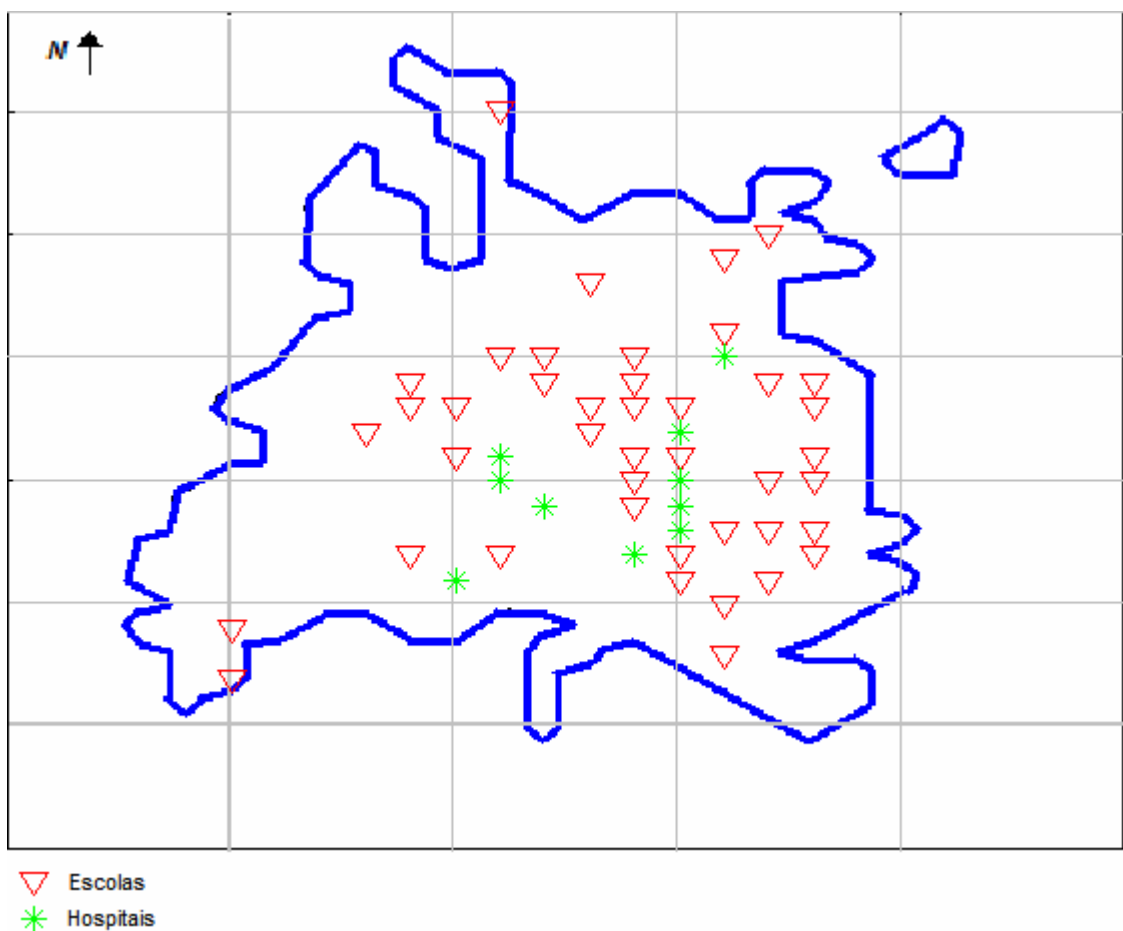


Figura 5.5 – Pontos de interesse na zona de estudo.

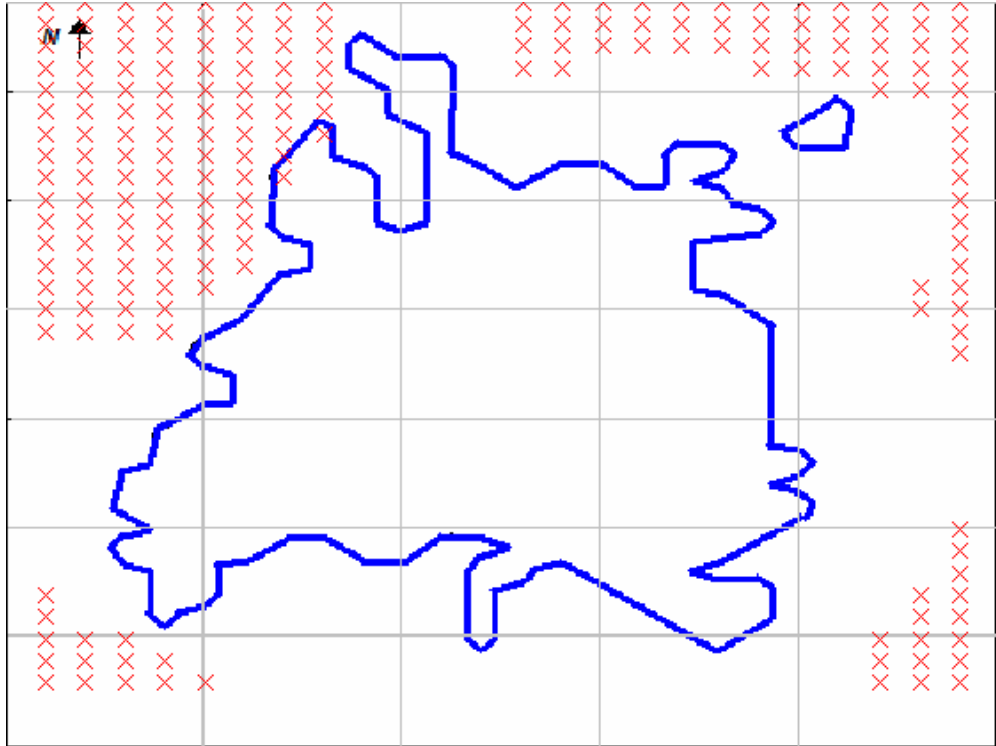


Figura 5.6 – Mapa com as zonas sem possibilidade de desenvolvimento.

Para complementar a informação, foram localizadas as vias de acesso mais importantes na Figura 5.7.

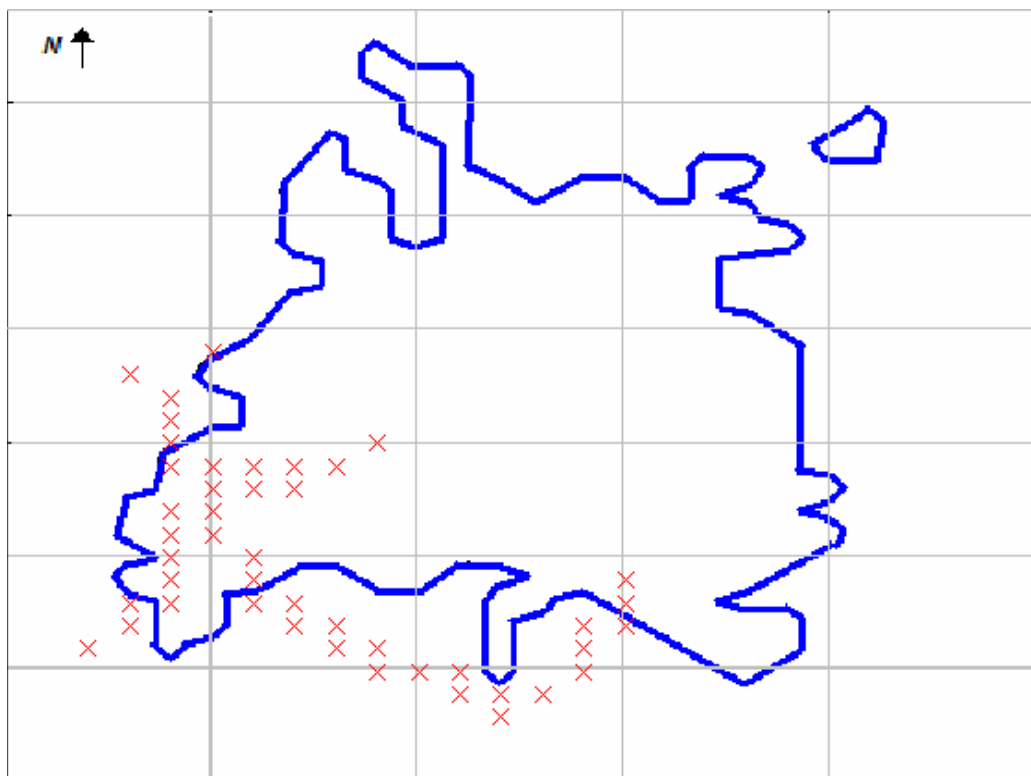


Figura 5.7 – Mapa com as principais vias de acesso.

Finalmente, foram identificados dois pontos que podem ser considerados como os centros de gravidade da cidade na Figura 5.8, sendo que um ponto é o centro da cidade, onde se encontram localizados a maioria dos serviços e o comércio da cidade, e o outro é um centro comercial (shopping) considerado como o mais importante da cidade, onde se encontram concentradas muitas atividades de lazer e comerciais.

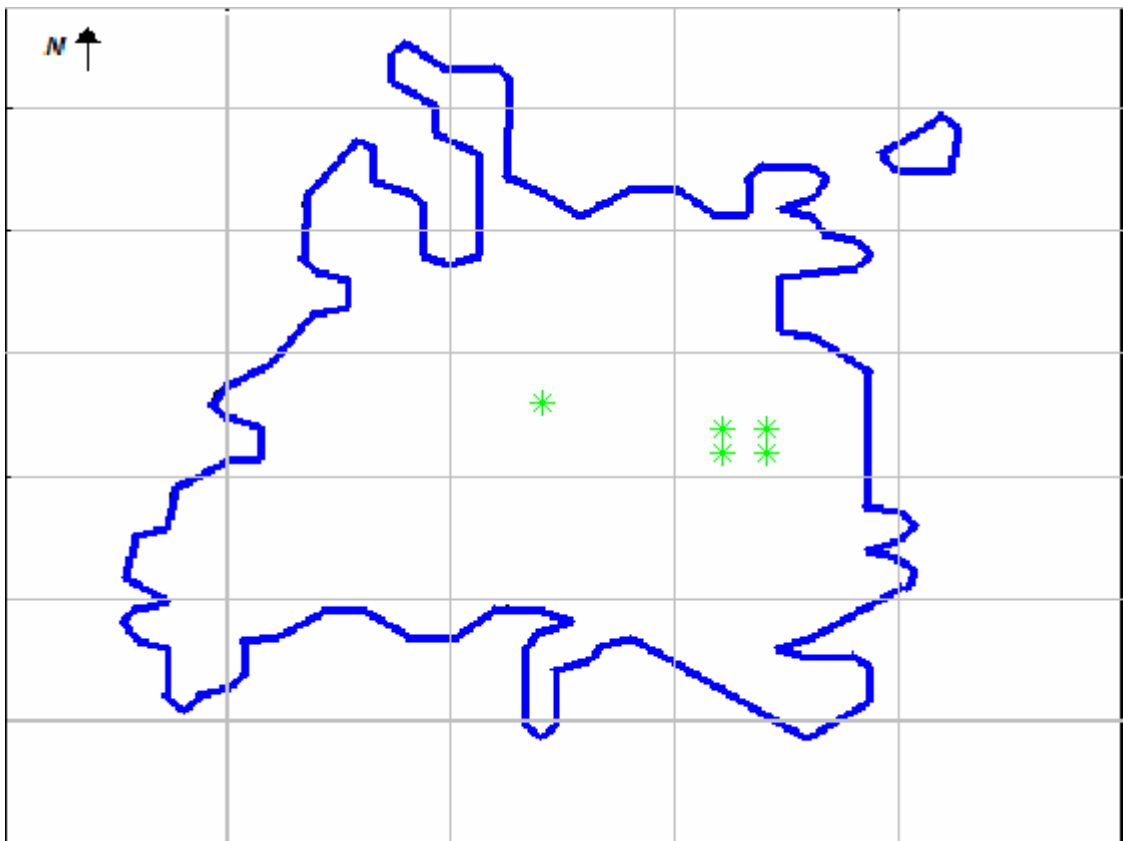


Figura 5.8 – Mapa com os centros de gravidade da cidade.

Outra informação obtida, mas que não será considerada dentro da base de dados são os projetos futuros de infra-estrutura esperados para região. Esses projetos envolvem basicamente futuros loteamentos na periferia da cidade. Os pontos a serem ocupados por esses loteamentos estão identificados na Figura 5.9. Essa informação será utilizada como referência para validação da metodologia.

Com todos os pontos de interesse já identificados, cada uma das áreas identificadas como ocupadas são analisadas, a fim de descobrir sua relação com cada um dos “objetos” escolhidos.

Para aqueles “objetos” relacionados com *distância*, dentre os quais existem mais de um identificado, tais como hospitais, escolas e estradas, escolhe-se aquele mais perto.

Considerando que as distâncias são expressas em expressões lingüísticas, como perto ou longe, não é necessário expressá-las em valores reais a escala. Desta forma, as distâncias são calculadas usando as coordenadas XY de cada uma das subáreas, facilitando todo o processo.

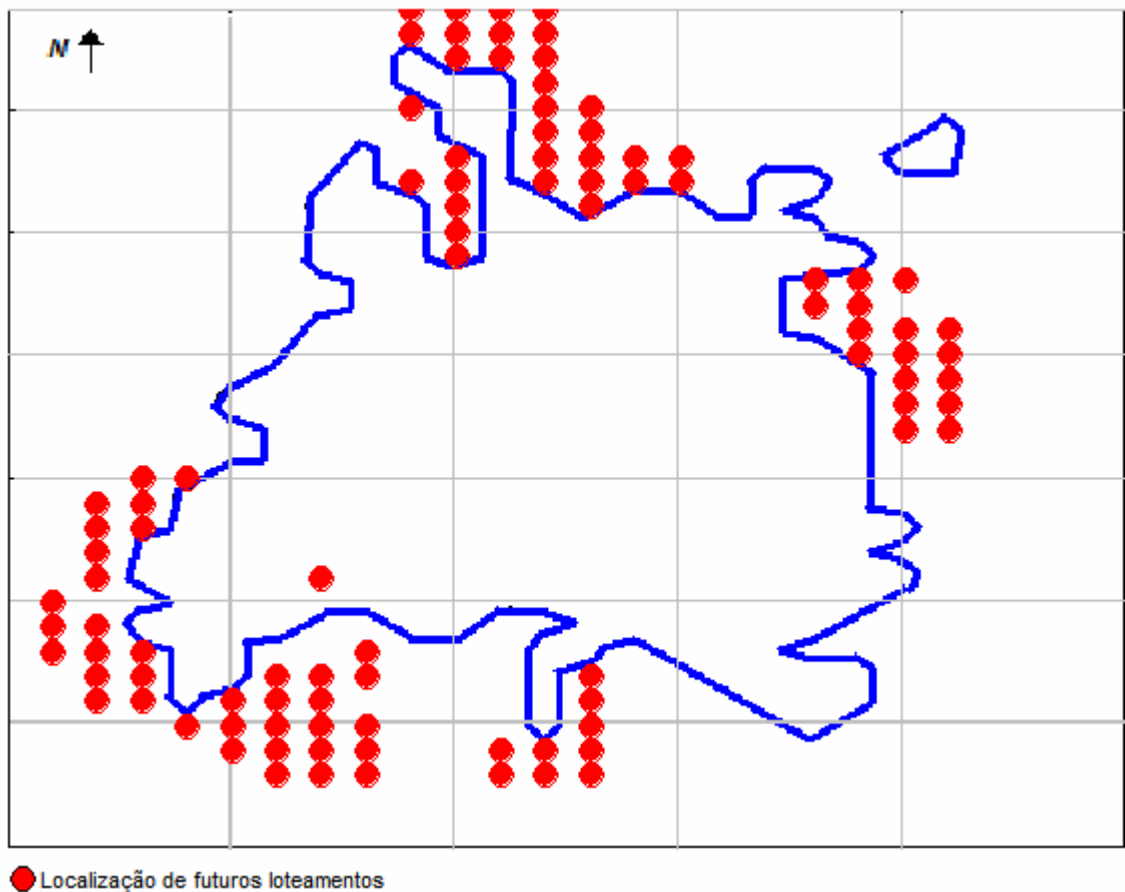


Figura 5.9 – Mapa com a localização dos futuros loteamentos projetados.

Para calcular o valor dos “objetos” relacionados com densidade de carga, são usados os valores de máxima demanda calculados na base de dados. Esses valores são calculados como a soma dos valores de todas as subáreas localizadas em um raio de uma e duas subáreas ao redor da subárea em análise, como ilustrado na Figura 5.10.

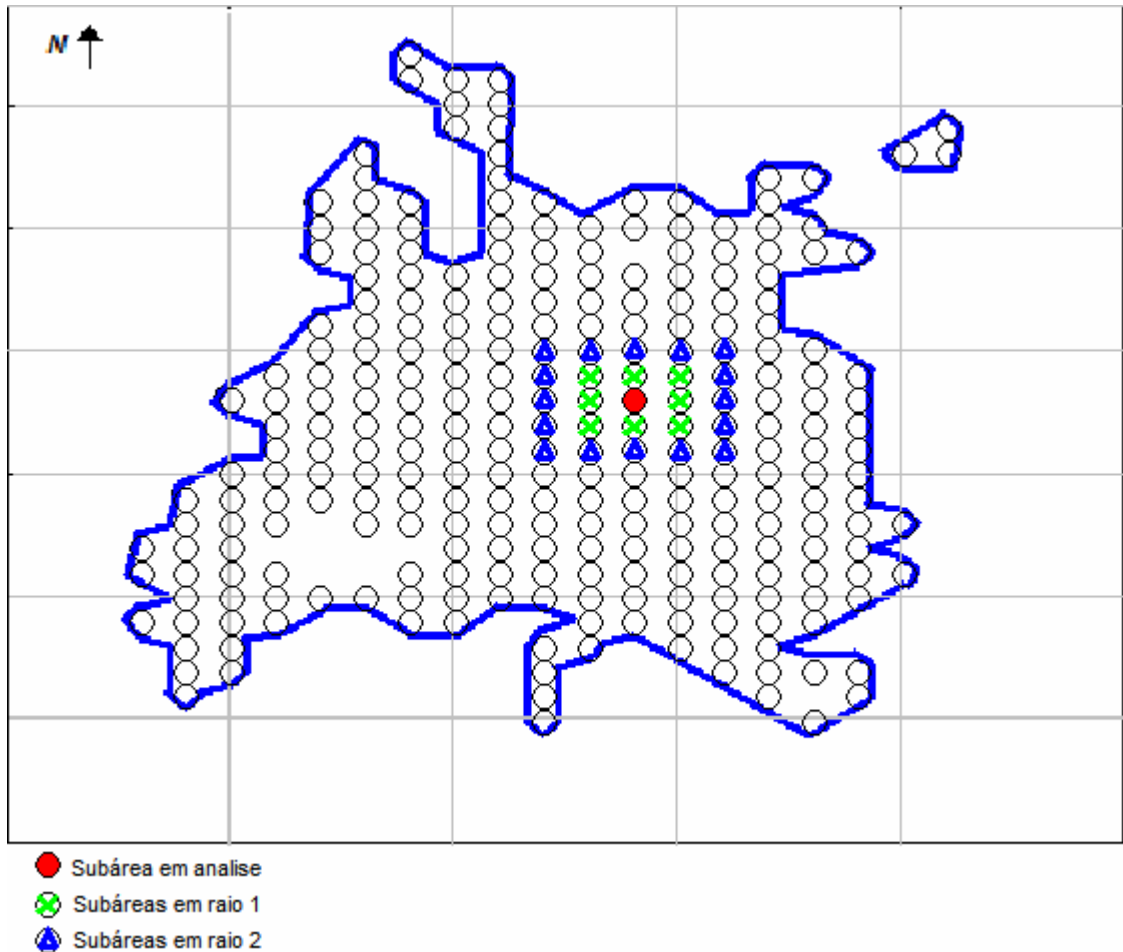


Figura 5.10 – Alcance das medidas de densidade próximo a um ponto.

Finalmente, a parte da saída da regra é determinada pelo valor da demanda máxima já calculada para a subárea previamente, para cada uma das classes analisadas.

A regra de classificação, expressa em termos numéricos, para a subárea da Figura 5.10 é a seguinte:

Elementos da regra de entrada

1.41	1.41	5.09	4.24	4.47	287.5	51.49	388.2	26.28	3.43	25.36
------	------	------	------	------	-------	-------	-------	-------	------	-------

Elementos da regra de saída

244.2	0.93	118.1
-------	------	-------

Figura 5.11- Valores de uma regra de classificação.

Essa regra é interpretada da seguinte forma:

- Entrada

Distância na escola mais perto: 1,41 Uds;
Distância no hospital mais perto: 1,41 Uds;
Distância no centro de gravidade 1: 5,09 Uds;
Distância no centro de gravidade 2: 4,24 Uds;
Distância da estrada principal mais perto: 4,47 Uds;
 Densidade residencial no raio 1: 287,5 kVA/ área;
 Densidade industrial no raio 1: 51,49 kVA/ área;
 Densidade comercial no raio 1: 388,2 kVA/ área;
 Densidade residencial no raio 2: 26,28 kVA/ área;
 Densidade industrial no raio 2: 3,43 kVA/ área;
 Densidade comercial no raio 2: 25,36 kVA/ área.

- Saída

Densidade residencial na subzona: 244.2 kVA/área;
 Densidade industrial na subzona: 0.93 kVA/área;
 Densidade comercial na subzona: 118.1 kVA/área.

Nesses dados, 1 Ud corresponde à dimensão de 1 subzona.

É importante ressaltar que existem alguns objetos que podem causar uma repulsão aos usuários, mas a repulsão desses objetos é local e, por este motivo, não foram incluídos nas regras. Por exemplo, um cemitério ou uma estação de esgoto tem um efeito de repulsão em 3 ou 5 kms na vizinhança, mais uma pessoa que more a 10 ou mais km do local, não considera estes locais como determinantes na suas preferências.

Depois de calcular os valores para todas as subáreas, os valores correspondentes a cada “objeto” são analisados para determinar os intervalos lingüísticos a serem adotados.

Os intervalos para as expressões lingüísticas são identificados com a ajuda de valores estatísticos: inicialmente o intervalo identificado como “*normal*” terá como centro o valor da mediana dos dados. Com este ponto identificado, pode-se escolher um centro para “*baixo*” selecionando os dados abaixo da mediana, e dois centros para distribuir os dados sobre a mediana.

Esses intervalos são renomeados de acordo com o tipo de “objeto”, sendo os atributos “*muito perto*”, “*perto*”, “*longe*” e “*muito longe*” para os “objetos” de distância, e “*baixa*”, “*normal*”, “*alta*” e “*muito alta*” para os “objetos” relacionados com densidade.

Na Figura 5.12 apresenta-se a análise realizada em um dos objetos para determinar os intervalos lingüísticos.

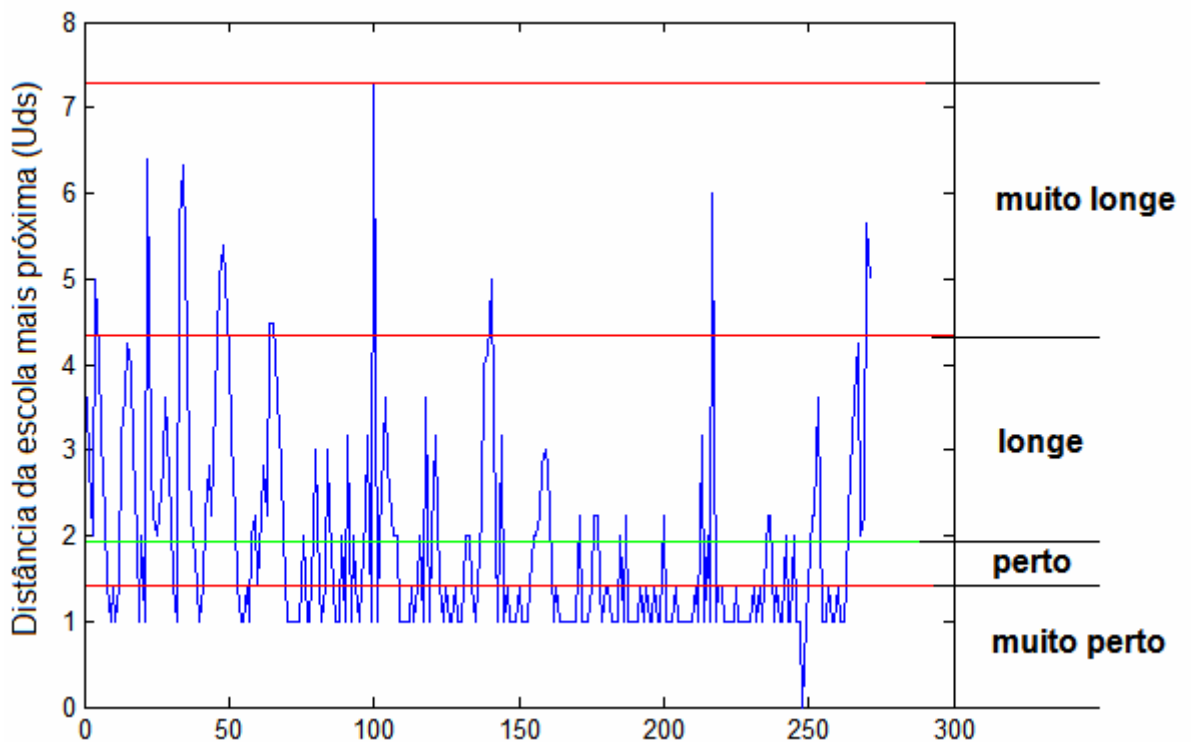


Figura 5.12 – Dados obtidos para a regra 1 e intervalos para sua classificação.

Os intervalos determinados para cada um dos objetos são mostrados na Tabela 5.1.

Assim, os dados podem-se classificar em quatro intervalos. O primeiro intervalo para valores entre 0 e *baixo*, o segundo para valores entre *baixo* e *normal*, o terceiro para valores entre *normal* e *alto*, e o último intervalo para valores superiores a *alto*.

A base de dados das regras é modificada com os novos intervalos, obtendo uma nova tabela com os dados já catalogados na nova nomenclatura.

Tabela 5.1 – Intervalos de classificação.

Regra	Baixo	Normal	Alto	Muito Alto
1	0 - 1,2	1,2 - 2.2	2,2 - 3,5	3,5 - max
2	0 - 2	2 - 4	4 - 7	7 - max
3	0 - 3	3 - 6	6 - 10	10 - max
4	0 - 3	3 - 6	6 - 10	10 - max
5	0 - 2	2 - 5	5 - 10	10 - max
6	0 - 20	20 - 100	100 - 250	250 - max
7	0 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - max
8	0 - 20	20 - 100	100 - 400	400 - max
9	0 - 5	5 - 15	15 - 35	35 - max
10	0 - 1	1 - 20	20 - 50	50 - max
11	0 - 5	5 - 20	20 - 60	60 - max

A seguir, as subáreas sem carga são analisadas para determinar quais delas podem receber carga, e de qual tipo.

Em cada uma das subáreas sem carga é extraída a parte INPUT da sua regra de classificação da mesma forma que foi feito para as subáreas com carga. Essa parte INPUT é comparada com a parte INPUT de todas as regras da base de dados, procurando por regras semelhantes com ela.

Definiram-se por regras semelhantes aquelas regras com as quais a regra principal compartilhe um ou mais elementos iguais. Esse grau de semelhança mede-se com a expressão (4.1) da seção 4.3 (Pág 56).

Por exemplo, a regra de classificação para a subárea 10,10 é a seguinte:

ENTRADA										
4	4	3	4	3	2	1	1	2	1	1

As regras mais semelhantes formam uma nova população de tamanho reduzido. Para esse sistema, foi escolhido um valor de 10, por experimentação, pois nas populações com um número maior que 10, geralmente, as regras apresentavam um grau de semelhança muito baixo.

Pode-se chegar a uma situação, em que já exista uma regra exatamente igual. Neste caso, não é recomendável estabelecer o valor da saída desta diretamente, pois assim é perdido o caráter estocástico procurado. Essa regra deve entrar na população reduzida e participar do processo de seleção. Devido a seu valor alto de SM, as possibilidades de ser escolhida no momento da seleção serão superiores às demais.

Assim, a população reduzida para determinar a saída da regra da subárea 10,10 é a seguinte:

	ENTRADA										SAIDA			SM	
1	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	1	0	0	10
2	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	1	0	1	10
3	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	2	1	1	10
4	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	0	1	0	10
5	4	3	3	4	1	2	1	1	2	1	1	2	1	2	9
6	4	4	3	4	3	1	1	1	1	1	1	1	0	1	9
7	3	4	3	3	3	2	1	1	2	1	1	1	0	1	9
8	4	3	3	4	1	2	1	1	2	1	1	2	1	1	9
9	4	4	3	4	3	1	1	1	1	1	1	2	0	1	9
10	4	3	3	4	1	2	1	1	2	1	1	3	2	2	9

Pode-se observar que, mesmo tendo regras muito semelhantes, existem diferenças na suas saídas, comprovando o fato de que não existe uma regra única para determinar uma situação específica.

Seguindo o algoritmo explicado na seção anterior, escolhem-se dois pais para uma seleção por torneio, usando como valor de adaptação o grau de semelhança, da seguinte forma:

Torneio 1 (elementos 3 e 4 escolhidos aleatoriamente)

	ENTRADA										SAIDA			SM	
3	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	2	1	1	10
4	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	0	1	0	10

Vencedor elemento 3.

	ENTRADA										SAIDA			SM	
3	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	2	1	1	10

Torneio 2 (elementos 2 e 8 escolhidos aleatoriamente)

	ENTRADA										SAIDA			SM	
2	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	1	0	1	10
8	4	3	3	4	1	2	1	1	2	1	1	2	1	1	9

Vencedor elemento 2.

	ENTRADA										SAIDA			SM	
2	4	4	3	4	3	2	1	1	1	1	1	1	0	1	10

Depois, as saídas destes dois pais são recombinadas ponto a ponto, aleatoriamente, com uma ponderação de 60% (valor escolhido por experimentação) para o melhor pai, da seguinte forma (os valores selecionados pelo jogo estão realçados):

	SAIDA		
2	1	0	1
3	2	1	1

Nova saída para a regra em análise:

2	0	1
---	---	---

Pode-se observar que a regra gerada reflete o comportamento geral na população extraída.

Este processo é repetido para todas as subáreas em análise.

Como este é um processo pseudo-estocástico, o procedimento é repetido várias vezes para determinar um padrão de comportamento, ou uma média.

Na Figura 5.13, apresentam-se as áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial. Pode-se observar o comportamento do algoritmo, comparando este com o mapa dos projetos futuros segundo os especialistas na Figura 5.9, e constatar a semelhança entre os dois, vide Figura 5.14.

O algoritmo identificou quase todas as áreas identificadas pelos especialistas, com um erro entre 5% e 15% em diferentes simulações, sendo ainda necessário o uso de alguma metodologia de verificação mais eficaz.

Nas Figuras 5.14 e 5.15 pode-se observar uma área no sul da cidade como ocupada por consumidores residenciais segundo os especialistas a qual não é identificada pelo algoritmo, isto é devido a um grande projeto que se espera seja construído nesta região, mudando a classificação nessa área de industrial para comercial. A atual classificação da zona como residencial impediu o algoritmo de identificar essas áreas como adequadas para ocupação residencial.

Outros testes que consideram a mudança na classificação do uso do solo e a simulação de uma grande carga resultaram corretamente o comportamento esperado.

Outro resultado interessante é o número de áreas identificadas pelo algoritmo, mas não pelos especialistas. Isto é por que as zonas identificadas pelos especialistas estão baseadas em projetos de infra-estrutura no curto e médio prazo, e não na disponibilidade de terreno para expansão. Evidencia-se este fato ao verificar que as zonas identificadas pelos especialistas e pelo algoritmo são desenvolvidas nas primeiras etapas da distribuição temporal como será apresentado na seguinte seção, e a grande maioria das zonas identificadas pelo algoritmo e não pelos especialistas é desenvolvida no último estágio temporal. Assim, a resposta obtida pelo algoritmo pode ser considerada como mais completa que o conjunto obtido com os projetos futuros de desenvolvimento.

Na Figura 5.15 apresentam-se as áreas comerciais, e finalmente, na Figura 5.16, as áreas industriais. Pode-se verificar que as áreas comercial, residencial e industrial apresentam uma complementaridade na distribuição do espaço físico, com desenvolvimento comercial perto dos grandes desenvolvimentos residenciais e as zonas industriais não tão perto das zonas residenciais e perto de outras zonas industriais.

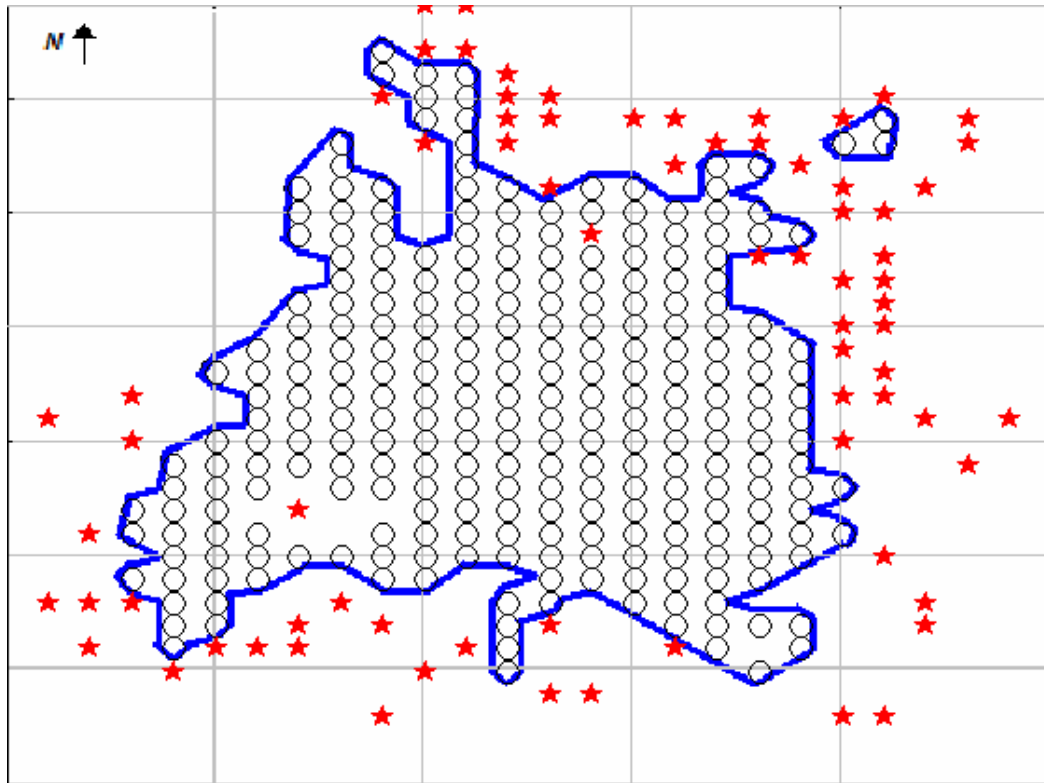


Figura 5.13 – Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial.

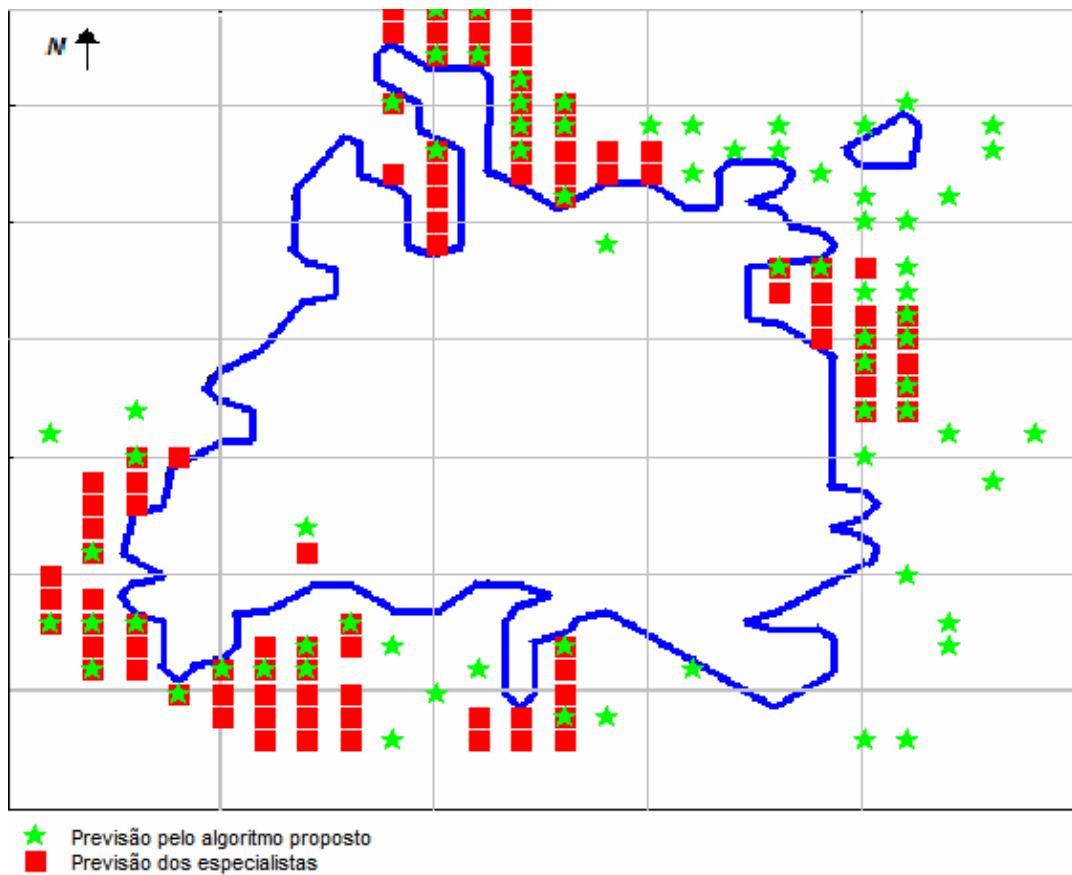


Figura 5.14 – Comparação entre as respostas do algoritmo e dos especialistas.

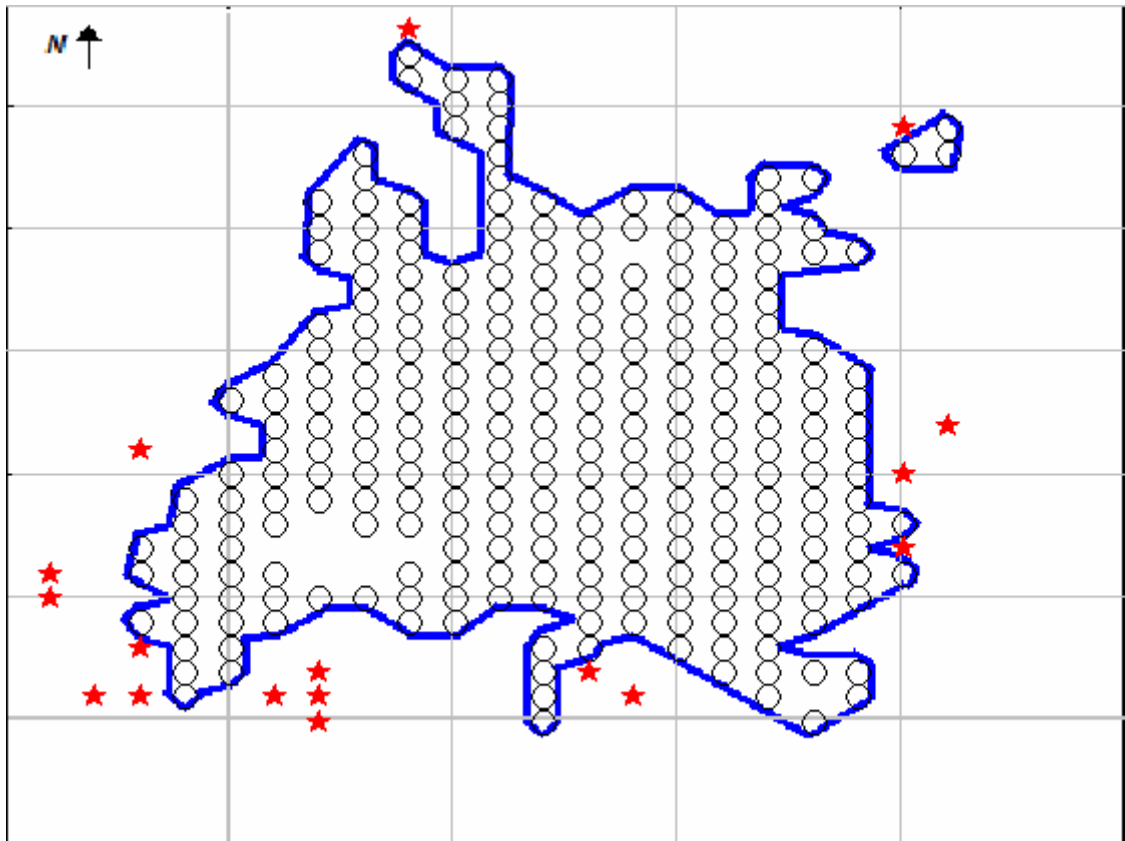


Figura 5.15 – Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento comercial.

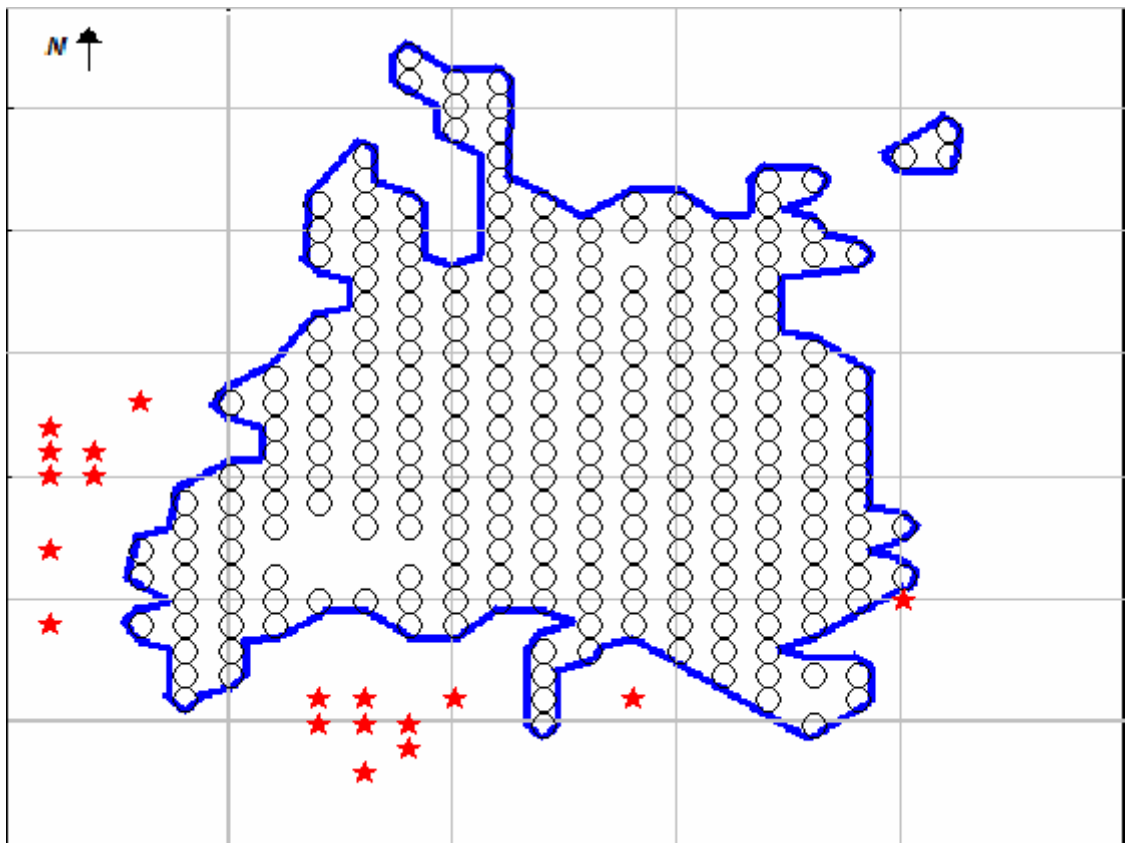


Figura 5.16 – Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento industrial.

5.5 Distribuição temporal das novas cargas

Considerando o valor de previsão de carga obtido anteriormente, é necessário distribuir este entre as subáreas já identificadas.

Nos algoritmos tradicionais de previsão espacial de carga, é obtida uma densidade média por unidade de área. Assim, a quantidade total é distribuída nas subáreas com o critério médio.

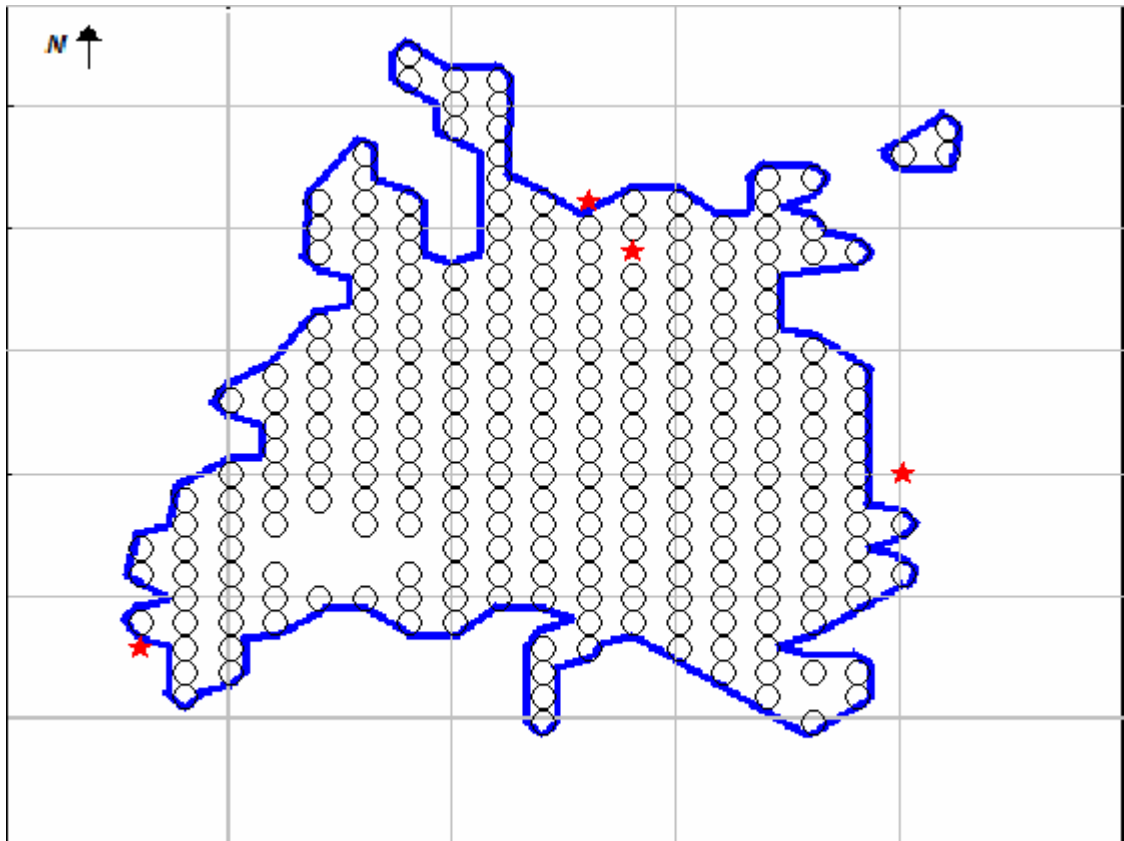
Considerando que neste algoritmo, a parte do OUTPUT das regras está formada pelo nível de carga esperado, e que este valor de carga foi obtido com a manipulação estatística dos dados, as considerações são semelhantes ao do algoritmo original, com a vantagem de que não existe somente um valor médio, mas sim um valor médio mais outros três valores esperados.

Para determinar a ordem na qual as subáreas vão ser ocupadas, estas são ordenadas pelo maior valor de densidade de carga perto de cada uma delas. Esse valor já foi obtido antecipadamente no momento de construir a regra de classificação.

As subáreas são consideradas como ocupadas no mapa atual até que o valor de carga esperado para os usuários novos, fora da área de serviço, seja alcançado.

Essa ordenação é feita para cada uma das classes de consumo analisadas.

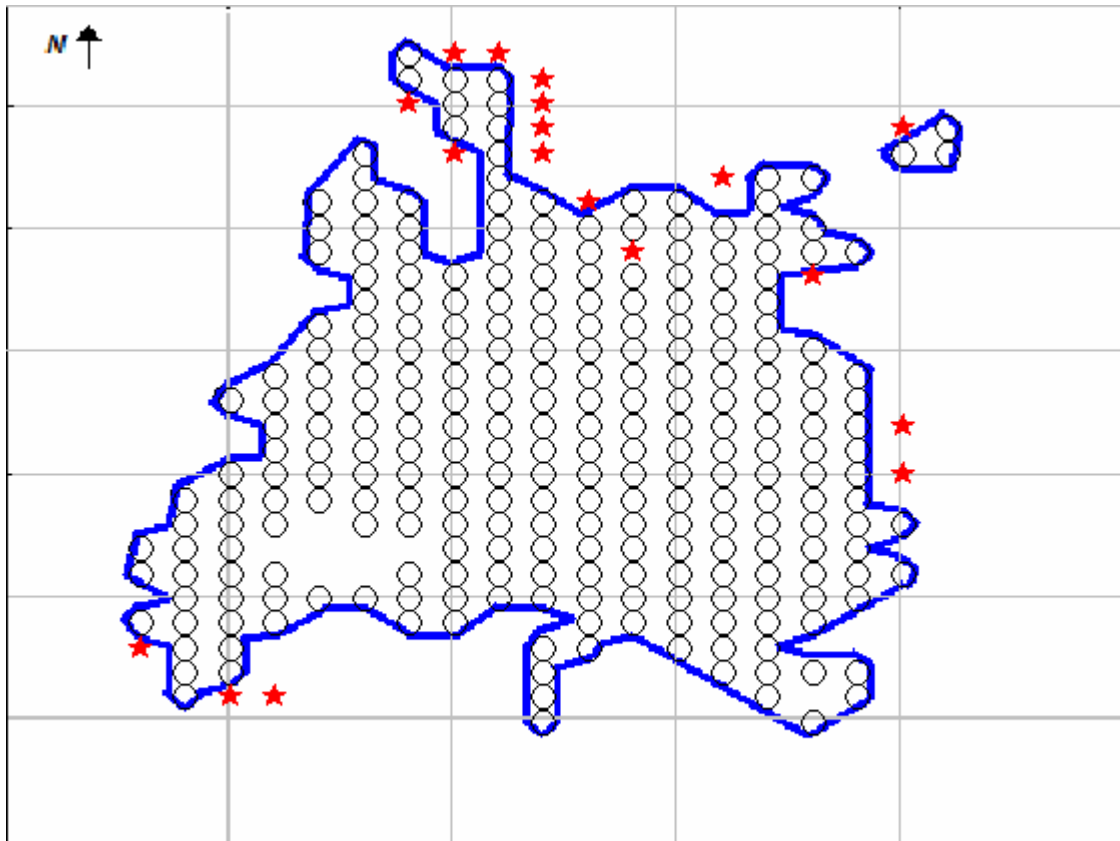
Assim, as primeiras subáreas a serem consideradas no setor residencial como ocupadas no primeiro ano de estudo são apresentadas na Figura 5.17.



★ Possível ocupação residencial em 1 ano

Figura 5.17 – Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial no primeiro ano do estudo.

A soma das cargas esperadas para essas áreas, estabelecidas de acordo com sua classificação, corresponde ao valor total de crescimento de carga calculado para o primeiro ano do estudo. Este procedimento é continuado até atingir a carga calculada para a primeira etapa de cinco anos. Desta forma, o mapa de carga esperado em cinco anos é ilustrado na Figura 5.18.



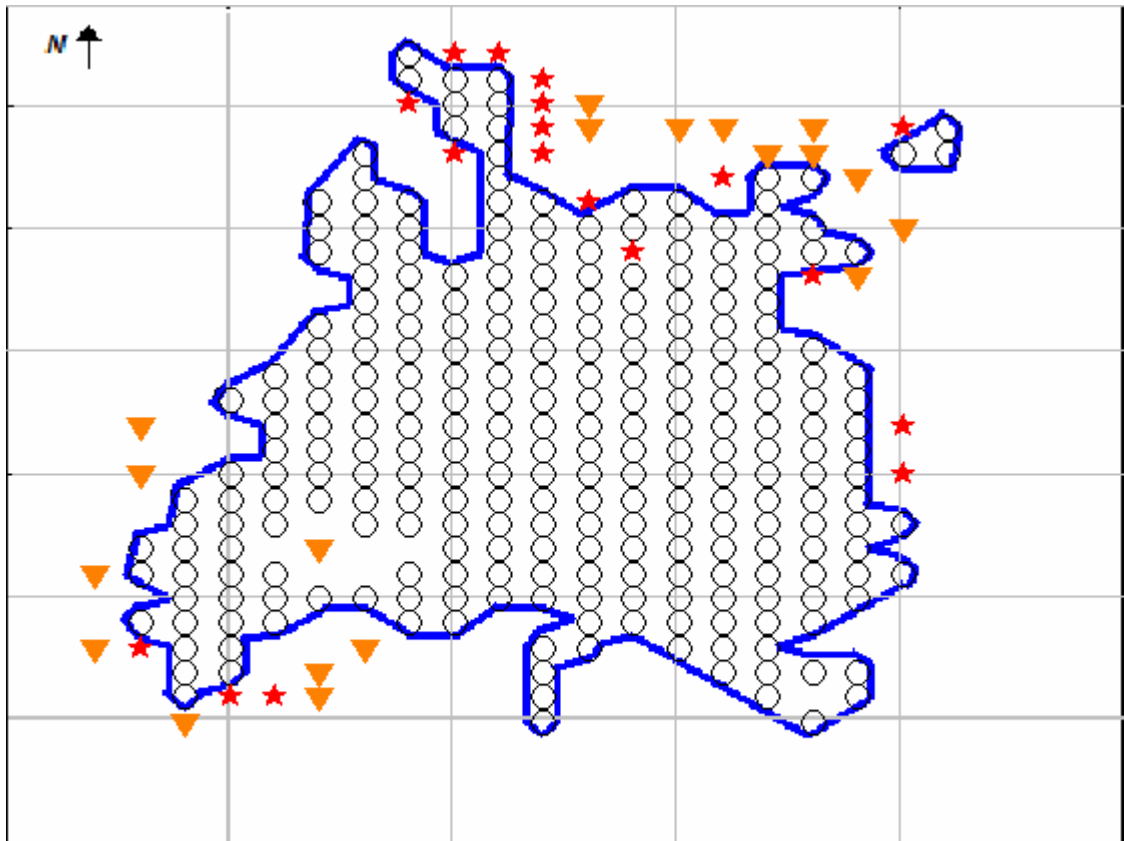
★ Possível ocupação residencial em 5 anos

Figura 5.18 – Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial na primeira etapa (cinco anos).

Para a análise da seguinte etapa, é utilizada a informação das zonas consideradas como ocupadas durante a primeira etapa. As cargas consideradas como novas na Figura 5.18, serão agora consideradas como usuários existentes, e assim, o novo mapa base para o estudo será o mapa da Figura 5.18.

A Figura 5.19 apresenta o mapa em 10 anos e, finalmente, a Figura 5.20 apresenta o mapa em 20 anos.

Os resultados dessas simulações foram apresentados em (CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2008), mas os efeitos de uma grande carga que possivelmente pode surgir no sul da cidade não foram considerados. Na seguinte seção este cenário é analisado.



- ★ Possível ocupação residencial em 5 anos
- ▼ Possível ocupação residencial em 10 anos

Figura 5.19 – Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial na segunda etapa (10 anos).

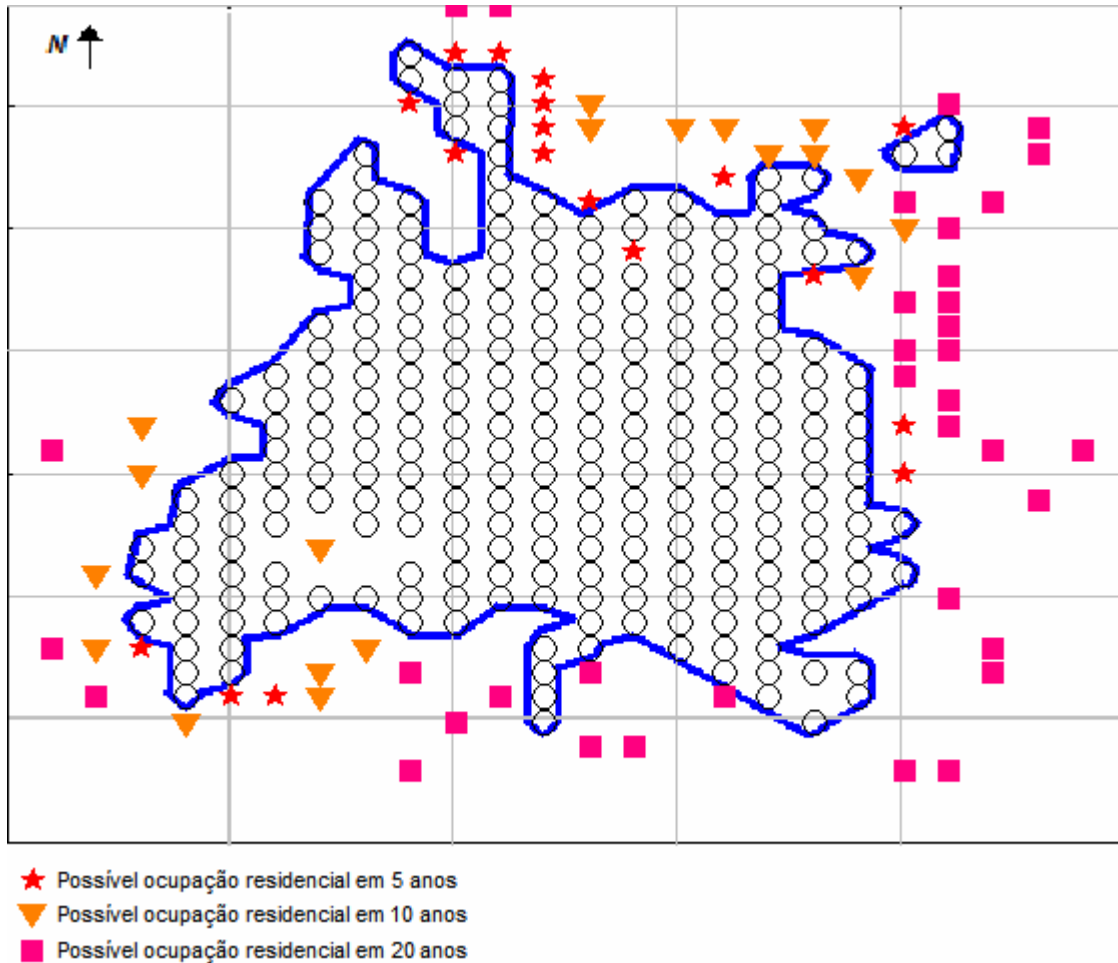


Figura 5.20 – Áreas com alta possibilidade de desenvolvimento residencial na terceira etapa (20 anos).

5.6 Análise de cenário

Entre as informações coletadas sobre desenvolvimentos futuros coletadas mais importantes, encontra-se o projeto para a construção de novas instalações para abrigar todos os órgãos do poder público. Pretendem-se construir estas novas instalações no sul da cidade, para aproveitar a infra-estrutura existente de um aeroporto sem utilização. A construção deste novo complexo desenvolverá a região de uma forma importante.

Para realizar a análise deste cenário, uma grande carga é simulada no sul da cidade como mostrado na Figura 5.21.

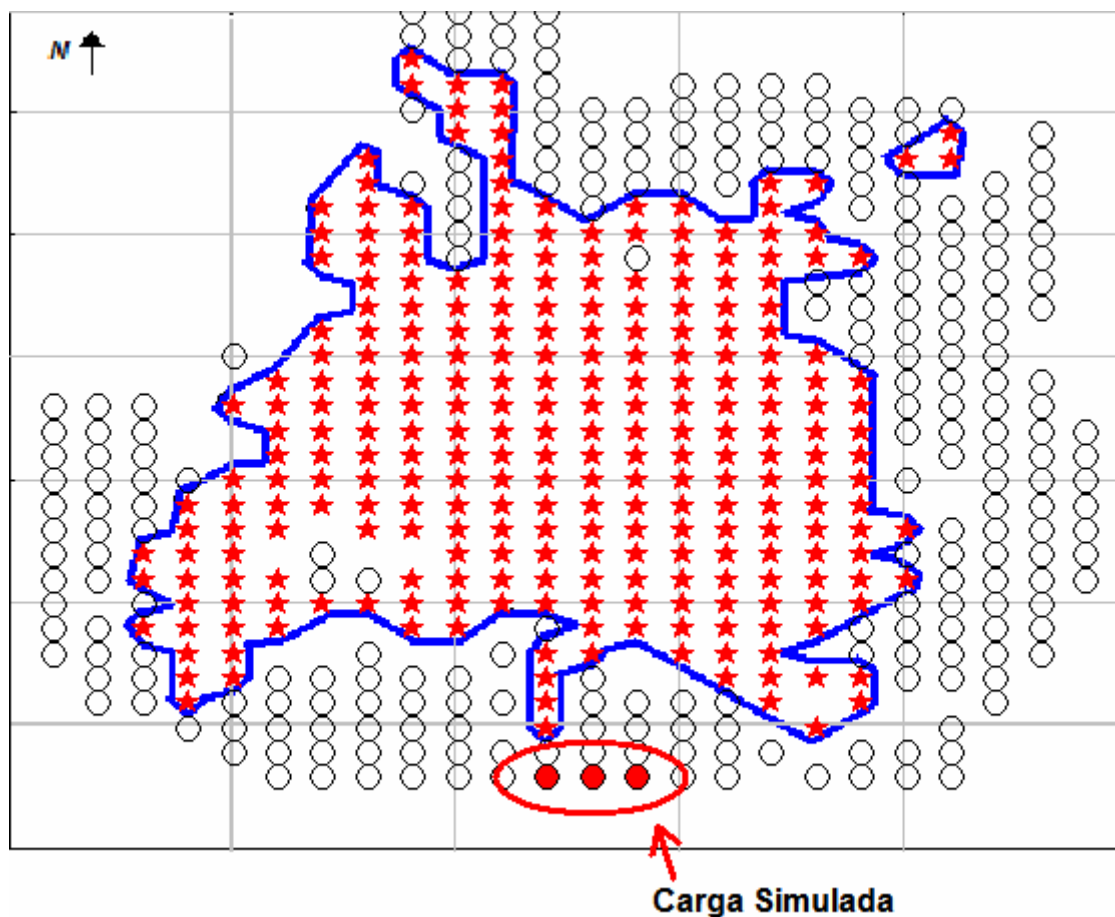


Figura 5.21 – Cargas simuladas para a análise do cenário.

O resultado espaço temporal da simulação é apresentado na Figura 5.22.

Nas simulações sem considerar cenário (Figura 5.20), pode-se observar que a zona sul não é considerada para o desenvolvimento. Um dos motivos é que esta área está classificada como industrial. Com o desenvolvimento do projeto, a classificação da zona muda para comercial – residencial e, também, com a carga simulada, a densidade de carga das zonas vizinhas aumenta, criando todas as condições necessárias para o desenvolvimento da área.

O resultado da nova simulação mostra um padrão semelhante ao desenvolvimento nas zonas norte e sudoeste, mas apresenta um grande desenvolvimento da zona na vizinhança do novo centro administrativo.

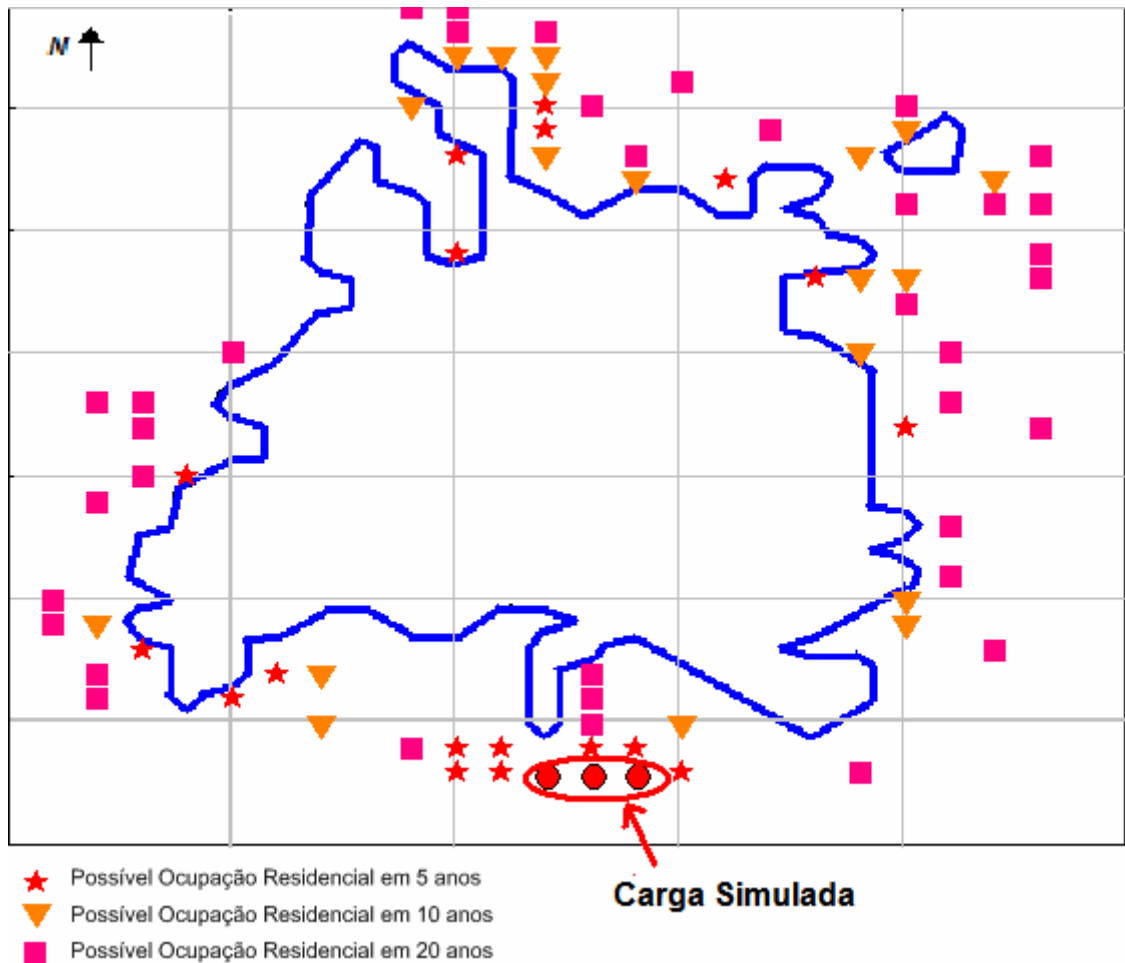


Figura 5.22 – Simulação espaço-temporal do cenário.

Na análise temporal, a zona na vizinhança do centro administrativo tem um grande crescimento na primeira etapa de tempo. A zona sudoeste que se desenvolvia inicialmente na primeira simulação, agora tem um desenvolvimento menor durante a primeira etapa de tempo. Porém, a partir da segunda etapa de tempo o desenvolvimento dessa zona, assim como o desenvolvimento da zona norte, tem o mesmo comportamento da primeira simulação. Isto é, a zona sul tem todos os atributos para receber carga, e assim tem um rápido crescimento, alocando quase todos os locais disponíveis para receber novos usuários. Depois de um tempo, o crescimento da cidade continua normalmente.

6. Conclusões e perspectivas

Nos últimos anos, o interesse pelo desenvolvimento da pesquisa na área da distribuição elétrica tem-se incrementado bastante, depois de estar em segundo plano por muito tempo.

Neste novo cenário, um dos principais interesses é aumentar a eficiência das empresas do setor, melhorando os processos de operação e planejamento.

Considerando esses precedentes, foi desenvolvido este trabalho, que apresenta uma metodologia para ser aplicada em uma ferramenta essencial para o suporte das empresas de distribuição de energia elétrica como é o planejamento de médio e longo prazo das redes de distribuição, e especificamente dentro deste, a previsão de carga espacial.

O foco central deste trabalho foi propor uma metodologia de previsão espacial de energia elétrica para sistemas de distribuição, com especial ênfase ao fato de que as empresas podem não ter disponibilidade imediata de dados suficientes para fazer um estudo desse tipo.

Para cumprir o objetivo, propõe-se uma metodologia cuja principal contribuição é um algoritmo baseado em conceitos de algoritmos evolutivos, a fim de determinar as preferências do uso do solo dos novos consumidores.

A metodologia desenvolvida cumpre o principal objetivo que é um uso racional dos dados disponíveis e, especialmente, proporciona uma flexibilidade relacionada à

quantidade de dados a serem usados, permitindo incorporar novos dados segundo a sua disponibilidade.

Esta flexibilidade está explicada no fato que a quantidade de dados disponíveis somente altera a dimensão do vetor de entrada (input) das regras de classificação.

No momento de extrair as regras existentes da base de dados espacial, é possível observar que as mesmas classificações podem ser obtidas de diferentes regras, o que torna difícil a seleção de somente uma regra para identificar uma situação específica.

Por este motivo, foi adotada a idéia de agrupar aquelas regras mais semelhantes com a regra em estudo, para encontrar as relações entre elas e utilizar um operador evolutivo para determinar qual seria a saída da regra em análise.

A vantagem de ter regras de classificação maiores, é a possibilidade de encontrar relações entre mais fatores que aparentemente não têm relação entre si.

Outro fator importante a considerar é o caráter estocástico do processo. Para garantir isto, foi usado um operador dos algoritmos evolutivos, o cruzamento ponto a ponto, que possui características estocásticas, garantindo estatisticamente a sobrevivência dos atributos mais fortes.

Um dos problemas neste tipo de trabalho é que não é fácil fazer comparações com dados de validação, assim como também é difícil comparar com outros métodos.

Durante o processo de coleta de dados, foram consultados vários especialistas do departamento de planejamento da prefeitura da cidade sobre o crescimento da região em estudo. Também foram coletados os pedidos de requerimento de novas instalações feitas para a empresa de energia. Inicialmente, esses dados formavam parte da base de dados espacial para escolher as áreas mais prováveis de serem ocupadas, mas devido a dificuldade de achar dados de verificação, esses dados foram escolhidos para cumprir este propósito.

A inclusão desses dados na base de dados espacial, que apareceriam como fatores de ponderação em determinadas áreas (um atributo a mais na regra de classificação), melhoraria bastante o desempenho da metodologia. Entretanto, antes de poder usá-los, seria necessário determinar outras formas de validação dos resultados.

Uma forma de validação natural chegaria com o tempo, pois ao ser implementado, o processo requererá uma retroalimentação constante de dados, fornecendo dados importantes para validação, como seriam mapas com a distribuição dos elementos da rede em pontos históricos.

Outro elemento que poderia ser usado como verificador, seria uma base de dados técnicos de todos os elementos da rede, na qual esteja incluído um item relacionado com o ano de instalação do elemento. Assim, com um pouco de manipulação algébrica, seria possível recriar pontos históricos na distribuição da rede.

As metodologias de previsão de demanda geral também precisam ser melhoradas, pois a metodologia empregada até o momento, mesmo sendo a única possível com os dados disponíveis, não é recomendada. É de vital importância melhorar a forma de determinar o crescimento devido aos usuários novos. Seria ideal aproveitar um modelo multivariado, que considerasse os dados socioeconômicos da região, dados que poderiam também ser usados para simular a dinâmica do uso do solo.

Neste ponto, seria possível utilizar uma previsão de carga já feita pela empresa, ou seja, determinar este valor como um dado de entrada. Na cidade piloto dos testes, isto não seria possível, pois a previsão é feita para uma região (ponto de compra) e não para a cidade específica.

A metodologia utilizada para converter os dados de energia em demanda mostrou-se muito eficiente. Em especial, porque os dados para efetivá-la já estavam disponíveis. Da mesma forma, seria necessário contar com outros dados de

verificação para ter mais precisão na base de dados, como por exemplo, históricos de demanda máxima nas subestações.

Com esses dados, seria possível realizar um algoritmo tipo varredura para determinar os máximos dos usuários com maior precisão.

O uso dos dados comerciais na base de dados, mesmo apresentando os problemas já esperados, como não considerar as perdas, entre outros, mostrou-se muito interessante e promissor, pois permite uma discriminação em detalhe por classes e por alocação, difícil em resoluções muito baixas.

A base de dados final permite fazer outros estudos como, por exemplo, análises de subestações, alimentadores únicos e também de transformadores. Isto pode se tornar uma ferramenta muito importante para o setor técnico da empresa, pois permitirá realizar estudos de carregamento em condutores, distribuição de cargas e previsões em pequena escala, que permitirão ter uma programação de manutenção preventiva mais eficiente.

Este trabalho apresenta uma contribuição especial, porque fornece um marco de trabalho e referência para futuros trabalhos e, também, apresenta uma série de desafios que precisam ser considerados no futuro.

O principal problema a ser abordado é o algoritmo de alocação de cargas. Neste momento, este problema está sendo abordado com uma metodologia de fatores de proximidade de outras cargas. Este processo cumpre o objetivo de simular o crescimento radial presente nas cidades, mas não considera fatores tão importantes como o ritmo de crescimento da demanda nas regiões vizinhas.

Uma forma de melhorar este algoritmo de alocação seria implementar outro conjunto de regras destinadas só para este fim, mas é necessário determinar se, com os dados existentes é suficiente para alcançar o objetivo. Neste ponto, seria muito útil contar com as informações históricas do crescimento da rede.

Outro ponto de muita importância, e que não foi abordado neste trabalho, é a transformação do uso do solo existente (redevelopment), que se apresenta na forma de melhorias internas na região de estudo e não somente na periferia. Assim, uma região residencial perto do centro de gravidade poderia se tornar comercial, aumentando seu consumo de energia, ou uma zona residencial pode-se transformar de moradias simples a conjuntos de edifícios, aumentando a demanda devido ao aumento no número de consumidores.

Para poder fazer um estudo completo considerando a transformação do uso do solo, de novo seria necessária informação histórica para saber o ritmo de transformação, ou desenvolver uma nova metodologia.

Finalmente, é necessário fazer estudos com outras metodologias de modelagem espacial e simulação do uso de solo. Atualmente, estudos do uso do solo feitos em disciplinas como o urbanismo (ALMEIDA et al., 2007), utilizam ferramentas como os autômatos celulares, simulações de agentes (BARROS, 2004), fractais (BATTY, 2007), entre outros.

Referências

ABU EL-MAGD, M. A.; SINHA, N. K. Short term load demand modeling and forecasting: a review. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, New York, v.12, n.33, p. 370-382, 1982.

ALFARES H. K. ; NAZEERUDDIN M. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. **International Journal of Systems Science**, Hants, v.33, n.1, p. 23-24, 2002.

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

AGENCIA NACIONAL DE ENGENHARIA ELÉTRICA - ANEEL – PRODIST. **Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional**. Brasília, DF: Agência Nacional de Energia Elétrica, 2006.

ARANGO, H. G.; LAMBERT-TORRES, G.; ALVES, A. P. Previsão espacial de carga baseada na teoria da economia urbana. In: CONGRESSOLATINOAMERICANO DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, CONLADIS, 3, 1998, São Paulo. **Anais...** São Paulo: EPUSP/IEEE, 1998. p.276-280.

ARANGO, H. G. **Modelo de simulação espaço-temporal do mercado consumidor de energia elétrica baseado em múltiplos pólos urbanos e uso do solo**. 2000. Tese (Doutorado) - Escola Federal de Engenharia de Itajubá, Itajubá, 2000.

BARROS, J. X. **Urban growth in Latin American cities. Exploring urban dynamics through agent-based simulations.** 2004. Tese (Doutorado), University of London, London, 2004.

BATTY, M. **Cities and complexity. Understanding cities with cellular automata, agent-based models, and fractals.** MIT Press, Massachusetts - US. 2007.

BOVOLATO, M. C. **Impacto de modelos de mercado espacial no planejamento de sistemas de distribuição de energia.** 2002, 143f. Tese (Doutorado) -Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

BROOKS, C. L.; NORTHCOTE-GREEN, J. E. A stochastic preference technique for allocation of customer growth using small area modeling. In: PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE, 1978, Chicago. **Proceedings of the...** Chicago: S.n., 1978.

BUNN, D. W.; FARMER, E. D. **Review of short term forecasting methods in the electric power industry.** New York: Wiley, 1985. p 13-30.

CARRENO, EDGAR M.; PADILHA-FELTRIN, A. Evolutionary heuristic to extract land use preference fuzzy decision rules in spatial databases. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON OPERATIONAL RESEARCH FOR DEVELOPMENT, ICORD, 6, Fortaleza. **Proceedings of the...** Fortaleza: IEEE, 2007. p.55-63.

CARRENO, EDGAR M.; PADILHA-FELTRIN, A. Evolutionary heuristic to determine future land use. In: IEEE PES GENERAL MEETING 2008, Pittsburgh. **Conference...** Pittsburgh: IEEE, 2008. (Accepted for publication, 20-24 July).

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

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

DENTON, W. J.; REPS, D. N. Distribution substation and primary feeder planning. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, New York, June 1955, p.484-499, 1955.

FRANCISQUINI, A. A. **Estimação de curvas de carga em pontos de consumo e em transformadores de distribuição**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2006. Disponível em: <http://www.dee.feis.unesp.br/lapsee>. Acesso em: 01 fev. 2007.

GREGG, J. Spatial load forecasting for system planning. In: PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE, 1978, Chicago. **Proceedings of the...** Chicago: IEEE, 1978.

GROSS, G.; GALIANA, F. D. Short term load forecasting. **Proceedings of the IEEE**, New York, v.75, p.1558-1573, 1987.

HAMMING, R. W. Error detecting and error codes. **Bell System Technical Journal**, New York, v.26, n.2, p.147-160, 1950.

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

KANOUSE, E. L.; REINHARD J. W. The function of land use surveys in power system planning. In: PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE, ,1955, **Proceedings of the...** v.11, 1955.

KLEIN, Load forecasts by grid squares. Public Service Company of New Jersey, Public Service Electric and Gas Company Rep. 36.67.14, July 19, 1967.

LAKERVI, E.; HOLMES, E. J. **Electricity distribution network design**. 2.ed. New York: IEEE Press, 2003. (IEE Power Engineering Series).

MATTHEWMAN, P. D.; NICHOLSON, H. Techniques for load prediction in electricity supply industry. **Proceedings of the IEEE**, New York, v.115, p.1451-1457, 1968.

MENGE, E. E. Electrical loads can be forecasted for distribution planning. In: PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE, 1977, Chicago. **Proceedings of the...** Chicago: S.n., 1977. p. 1155-1162.

MIRANDA, V.; MONTEIRO, C. Fuzzy inference in spatial load forecasting. PROCEEDINGS OF THE POWER ENGINEERING SOCIETY WINTER MEETING, 2000, Singapore. **Proceedings of the...** Singapore: S.n., 2000. p.1063-1068.

MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA – MME. **Modelo institucional do setor elétrico**. Brasília,DF: MME, 2003.

MOGHRAM, I.; RAHMAN, S. Analysis and evaluation of five short term load forecasting techniques. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v.4, p. 1484-1491, 1989.

MO-YUEN, C. ;HAHN, T. Application of fuzzy logic technology for spatial load forecasting. **Transmission and Distribution Conference, Proceedings IEEE**, New York, v.1, p.608-614, 1996.

MO-YUEN, C. ;HAHN, T. Methodology of urban re-development considerations in spatial load forecasting. **Transmission and Distribution Conference, Proceedings IEEE**, New York, v.1, p.452-457, 1996

NERC. NERC Steering Group. **Technical analysis of the august 14, 2003, blackout.**, New Jersey – US, July 13, 2004.

PARLOS, A. G. ;OUFI, E.; MUTHUSAMI, J.; PATTON, A. D. Development of an intelligent long term electric load forecasting system. In: PROCEEDINGS OF THE IEEE ISAP, 1996, Orlando - US. **Proceedings of the...** Orlando: IEEE, 1996. p.288-292.

PEREYRA, F. H. **Previsão espacial de carga em sistemas de distribuição utilizando técnicas de inteligência artificial e plataforma GIS.** 2003. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

RAHMAN, S. Formulation and analysis of a rule based short term load forecasting algorithm. **Proceedings of IEEE**, New York, v.78, p.805-816, 1990.

SEADE, Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados. Disponível em: <http://www.seade.gov.br/>. Acesso em: 01 fev. 2007.

TRAM, H. ;WILLIS, H. L. ; NORTHCOTE-GREEN, J. E. D. Load forecasting data and database development for distribution planning. **IEEE Transactions on power Apparatus and Systems**, New York, v.102, n.11, p.3660-3666, 1992.

TURNER, H. D. Development of electric load forecasting from billing, land usage, and other basic data. In: PROCEEDINGS OF THE ELECTRIC UTILITY PROGRAM TEAM COMMON, 1968, Houston. **Proceedings of the...** Houston: S.n., 1968.

VAN WORMER, F. C. Some aspects of distribution load area geometry. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, New York, v.76, p.125, 1955.

WANG, T.; FAN, M.; WANG, P.; YUE, Z. ; GUAN, R. Application of fuzzy logic and transshipment model to spatial load forecasting. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICITY DISTRIBUTION, CIRED, 15, 1999, Nice. **Proceedings of the...** Liege: AIM, 1999.

WILIS, H. L. **Spatial electric load forecasting.** New York: Marcel Drekker Inc, 1996.

WILLIS, H. L.; AANSTOOS, J. Some unique signal processing applications in power systems analysis. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, New York, v.27, n.6, p. 685, 1979.

WILLIS, H. L.; GREGG, J. Y. Chambers, spatial load forecasting for system planning. PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE, 1978, Chicago. **Proceedings of the...** Chicago: S.n., 1978. p.1249-1257. IL, Apr. 1978.

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

WILLIS, H. L.; PARKS, T. W. Fast algorithms for small area electric load forecasting. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, New York, v.102, n.10, p. 3425-3432, 1983.

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

WILLIS, H. L., Urban model application to electric demand forecasting. In: PROCEEDINGS OF THE ANNUAL PITTSBURGH MODELING AND SIMULATION, 8, 1977, Pittsburg. **Proceedings of the...** Pittsburg: S.n., 1977.

WILLIS, H. L. **Spatial electric load forecasting**. 2 ed. New York: Marcel Drekker Inc, 2002.

WILREKET, V. F. Landsat applications to small area electric load forecasting. In: PROCEEDINGS OF THE ANNUAL MODELING AND SIMULATION, 8, 1977, Pittsburgh. **Proceedings of the...** Pittsburgh: S.n., 1977.

WU, H. C.; TSAI, C. S. ; LU, C.N., Load forecast in a competitive retail market, **Proceedings Transmission and Distribution Conference**, New York, v.1, p.160-164, 1999.

YANG, X.; YUAN, J.; ZHANG, T.; MAO, H. Application of uncertainty reasoning based on cloud theory in spatial load forecasting. **Proceedings of Intelligent Control and Automation**, New York, 2006. v.2, p.21-23, 2006.

YI-CHUNG, H.; RUEY-SHUN, C.; GWO-HSHIUNG, T. Finding fuzzy classification rules using data mining techniques. **Pattern Recognition Letters**, Amsterdam, v.24, p.509–519, 2003.