TESE
1075

ESCOLA FEDERAL DE ENGENHARIA DE ITAJUBÁ

Modelo de simulação espaço-temporal do mercado consumidor de energia elétrica baseado em múltiplos pólos urbanos e uso do solo

HÉCTOR GUSTAVO ARANGO

)43.2)

ITAJUBÁ - MG

2000

ESCOLA FEDERAL DE ENGENHARIA DE ITAJUBÁ

Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

MODELO DE SIMULAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DO MERCADO CONSUMIDOR DE ENERGIA ELÉTRICA BASEADO EM MÚLTIPLOS PÓLOS URBANOS E USO DO SOLO

HÉCTOR GUSTAVO ARANGO

Orientador: Germano Lambert Torres
Co-orientador: Alexandre P. Alves da Silva

Tese apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica como parte das Exigências do Exame para obtenção do Grau de Doutor em Ciências da Engenharia Elétrica

Itajubá, 2000

Ministério da Educação
ESCOLA FEDERAL DE ENGENHARIA DE ITAJUBÁ
Reconhecida Lei 3232 - 05/01/1917

PRONUNCIAMENTO DA COMISSÃO EXAMINADORA DE TESE DE DOUTORADO

A Comissão Examinadora nomeada pela Portaria nº 132 de 08/06/2000, cumpridas todas as etapas da Sessão de Defesa de Tese previstas no Regulamento do Curso de Doutorado em Engenharia Elétrica, se posiciona favoravelmente à "Aprovação" da Tese de Doutorado intitulada: "Modelo de simulação espaço temporal do mercado consumidor de energia elétrica baseado em múltiplos pólos urbanos e uso do solo", e emite instrução para que o Coordenador dos Cursos de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola Federal de Engenharia de Itajubá, tome as providências necessárias junto ao DRA (Departamento de Registro Acadêmico) para a expedição do título de Doutor em Ciências em Engenharia Elétrica, na Área de Concentração de Sistemas Elétricos de Potência, desde que atendidas as demais exigências regimentais, a Hector Gustavo Arango.

Itajubá, 16 de junho de 2000

Prof. Nelson Kagan
1º Examinador - USP-SP

Prof. Secundino Soares Filho
2º Examinador - UNICAMP

Prof. Alexandre Pinto Alves da Silva
3º Examinador - EFEI

Prof. José Wanderley Marangon Lima
4º Examinador - EFEI

Prof. Germano Lambert Torres
5º Examinador - EFEI - (Orientador)

Prof. Carlos Alberto Mohalem Guimarães
Presidente - EFEI

Ministério da Educação
ESCOLA FEDERAL DE ENGENHARIA DE ITAJUBÁ
Reconhecida Lei 3232 - 05/01/1917

FOLHA DE JULGAMENTO DA COMISSÃO EXAMINADORA DE TESE DE DOUTORADO

Título da Tese: "Modelo de simulação espaço temporal do mercado consumindor de energia elétrica baseado em múltiplos pólos urbanos e uso do solo."
Autor: Hector Gustavo Arango

JULGAMENTO

Examinadores	Conceito	Rubrica
1°	A	
2°	A	Secundino Soares F.
3°	A	
4°	A	
5°	A	
6°	—	—

Resultado : APROVADO

Observações: ———

Itajubá, 16 de junho 2000.

Prof. Nelson Kagan
1° Examinador - USP-SP

Prof. Secundino Soares Filho
2° Examinador - UNICAMP

Prof. Alexandre Pinto Alves da Silva
3° Examinador - EFEI

Prof. José Wanderley Marangon Lima
4° Examinador - EFEI

Prof. Germano Lambert Torres
5° Examinador - EFEI - (Orientador)

Prof. Carlos Alberto Mohalem Guimarães
Presidente - EFEI

RESUMO

A previsão espacial de cargas é fundamental para o planejamento dos sistemas de distribuição de energia elétrica. Vários métodos empregando distintas concepções têm sido propostos para determinar a configuração futura do mercado elétrico. Esta tese propõe um modelo dinâmico de expansão de carga baseado em conceitos de análise locacional, que emprega idéias e aplicações da teoria dos pólos urbanos e nos modelos do tipo 'uso do solo' (*land use*). Assim, a expansão da carga é simulada de forma dinâmica, alterando continuamente as condições para a localização de um nova unidade de carga. A geometria do mercado em um certo instante é determinada por um algoritmo, de maneira a gerar um cenário que representa a configuração do sistema de distribuição naquele instante. O modelo dinâmico proposto, tem a capacidade de englobar a informação de um conjunto de variáveis econômicas, expressando-as em termos de leis de fluxo de intercâmbio, as quais são modeladas por funções de transporte e de distância. Isto fornece ao modelo a capacidade de poder ser empregado mesmo que o número de variáveis explicativas disponíveis seja reduzido. A capacidade do modelo representar adequadamente a realidade da expansão de carga é testada ajustando um conjunto de parâmetros de entrada a séries espaço-tempo reais, utilizando uma adaptação do processo de recozimento simulado, especificamente desenvolvida para o caso.

ABSTRACT

For planning electric distribution systems it is required knowing the power magnitude that will have to be delivered, in order to plan the investment expansion and the efficient operation of its equipment. However, beyond this estimate, knowing the spatial distribution of the electric load increases is fundamental. In this thesis, a simulation model of market electric expansion is proposed, based on urban pole theory and land use methods. The spatial load evolution is simulated using a *dynamic system*, whose main components are the interaction among the consumers and the consumption migration of dense regions. The model presents various possible configurations of the distribution market. For this, the model works with a set of parameters, in order to model the load evolution kind. To adjust the simulation results to a real data set of load evolution, a simulation set is used for each set of test parameters. The best set of parameters is obtained using a *simulated annealing*, method specially developed to this case. The ideal search of parameters is processing in hyperspace, in a non-linear topology. The results of several tests, show a parameter set able to generate a similar spatial disorder to the real market, by means of a pre-defined statistic criterion.

ÍNDICE GERAL

CAPÍTULO 1: Introdução

1.1. Considerações gerais 13
1.2. Objetivo da tese 16
1.3. Estrutura da tese 18

CAPÍTULO 2: Conceitos básicos

2.1. Previsão espacial de carga e planejamento da distribuição Elétrica 20
2.1.1. Determinação do estado do sistema 20
2.1.2. Resumo dos modelos de previsão espacial de carga 21
2.1.3. Erro de previsão espacial 33
2.1.4. Proposição de metodologias de avaliação do erro espacial 36
2.1.4.1. Erro médio na vizinhança 36
2.1.4.2. Avaliação do erro para as próximas *k*-previsões 39
2.1.4.3. Exemplo ilustrativo 45
2.2. Economia Regional e Urbana 47
2.2.1. Aspectos gerais 47
2.2.2. Abordagens específicas 50

CAPÍTULO 3: Modelo de simulação de expansão espacial de carga.

3.1. Aspectos gerais 57
3.2. Considerações sobre a evolução de carga no tempo 60
3.3. Simulador de expansão do mercado consumidor de energia elétrica 61
3.3.1. Modelagem da carga residencial 62
3.3.1.1. Fundamentos 62
3.3.1.2. Cálculo do valor da função de atração pesada em um ponto 64
3.3.1.3. Cálculo do valor da função de atração conjunta 66
3.3.1.4. Modelagem da componente aleatória 68
3.3.1.5. Funções de atração e aleatória reunidas: função geradora de desordem espacial ou função de atração conjunta 69
3.3.1.6. O processo de simulação do crescimento de carga

Residencial no espaço (dinâmica de localização de novas cargas residenciais) 70
3.3.1.7. A função de atração leve ou atrator leve: modelagem da migração 72
3.3.1.8. Funcionamento do modelo de localização de cargas residenciais 77
3.3.2. Carga Comercial 79
3.3.2.1. Modelo de expansão do mercado comercial 79
3.3.2.2. Exemplo de comportamento da função de concorrência 82
3.3.3. Modelagem da carga industrial 86
3.3.4. Interdependência dos efeitos dos três tipos de carga 88
3.4. Construção de cenários e simulações da evolução hipotética do mercado consumidor de energia elétrica 89
3.4.1. Construção de cenários por intermédio do algoritmo de representação do estado do sistema 90
3.4.2. Testes variando os parâmetro do algoritmo 97

CAPÍTULO 4 Validação dos modelos e estimação de parâmetros

4.1. Introdução 104
4.2. Aplicação de recozimento simulado no modelo 105
4.2.1. Conceito 106
4.2.2. Considerações sobre a robustez do método 107
4.3. Procedimentos iniciais 110
4.3.1. Descrição geral do problema 110
4.3.2. Função de avaliação de erro do programa de recozimento simulado, FER 113
4.3.3. Tratamento de dados para o ajuste dos parâmetros 116
4.4. Ajuste dos parâmetros do simulador de evolução do mercado 119
4.5. Teste dos parâmetros obtidos com recozimento simulado 130
4.6. Conclusões sobre a aplicação do recozimento ao modelo 135

CAPÍTULO 5: Conclusões

5.1. Considerações finais 139
5.2. Contribuições da tese 141
5.3. Trabalhos futuros 142

CAPÍTULO 6: Referências Bibliográficas

LISTA DE FIGURAS E QUADROS

Figuras

Fig. 2.1 Densidade de carga no tempo *t*

Fig. 2.2 Divisão da área de planejamento para previsão

Fig. 2.3 Crescimento da carga em uma pequena área

Fig. 2.4 Distribuições distintas do mesmo erro global

Fig. 2.5 Erros nas quadrículas vizinhas

Fig. 3.1 Curva característica para o Expoente de Lyapunov para a CEMIG (todas as regiões)

Fig. 3.2 Pontos no espaço $\Re^2$ e atração exercida pelos elementos

Fig. 3.3 Campo de atração de um consumidor residencial no $\Re^2$

Fig. 3.4 Processo de simulação de cargas residenciais

Fig. 3.5 Termo aleatório e influência isolada dos atratores no espaço $\Re^1$

Fig. 3.6 Função de densidade para o exemplo geral, após $I = 1$

Fig. 3.7 Função de distribuição da atração

Fig. 3.8 Fluxograma do modelo dinâmico de simulação da expansão de carga residencial

Fig. 3.9 Distribuição no $\Re^1$ de consumidores atendidos por um produtor

Fig. 3.10 Efeito da função de repulsão sobre a localização de novas unidades comerciais

Fig. 3.11 Cenário inicial de demanda

Fig. 3.12 Mapa de nível da função de atração de cargas residenciais

Fig. 3.13 Função de atração, gráfico de superfície

Fig. 3.14 Função de concorrência, gráfico de superfície

Fig. 3.15 Função de localização de cargas comerciais, gráfico de superfície
Fig. 3.16 Tela mostrando a construção de um cenário
Fig. 3.17 Exemplo elementar de construção de um cenário (arquivo Exemplo95.dat)
Fig. 3.18 Janela de entrada dos parâmetros do modelo
Fig. 3.19 Janela de comandos para a opção executar
Fig. 3.20 Janela para seleção do padrão de evolução temporal
Fig. 3.21 Escolha dos cenários para ajuste do incremento temporal de novos consumidores
Fig. 3.22 Cenário inicial (arquivo Exemplo94.dat)
Fig. 3.23 Evolução do mercado consumidor de energia elétrica de 1995 a 2015, com os parâmetros do teste 1, cenário inicial Exemplo95.
Fig. 3.24 Resultados da simulação com os parâmetros do teste 2
Fig. 3.25 Resultados da simulação com os parâmetros do teste 3
Fig. 3.26 Resultados da simulação com os parâmetros do teste 4
Fig. 4.1 Desordem espacial gerada pelo conjunto de parâmetros *h*
Fig. 4.2 Topologia do município de Itajubá e localização de áreas restritivas
Fig. 4.3 Cenário correspondente ao Município de Itajubá em 1980
Fig. 4.4 Cenário correspondente ao Município de Itajubá em 1991
Fig. 4.5 Cenário correspondente ao Município de Itajubá em 1996
Fig. 4.6 Variação da função de avaliação para sucessivas reduções de temperatura, teste 1
Fig. 4.7 Comportamento do parâmetro M durante o processo de recozimento, teste 1
Fig. 4.8 Comportamento do parâmetro δ durante o processo de recozimento, teste 1

Fig. 4.9 Comportamento do parâmetro p durante o processo de recozimento, teste 1

Fig. 4.10 Comportamento do parâmetro m durante o processo de recozimento

Fig. 4.11.*a* Estimativa do mercado elétrico para o Município de Itajubá em 1996, a partir do cenário de 1991, com os parâmetros estimados no período 1980-91

Fig. 4.11.*b* Mercado elétrico do Município de Itajubá em 1996 (reprodução da Fig.4.5)

Fig. 4.12 Matriz de distribuição espacial de erros (estimado vs. real para 1996, carga residencial)

Fig. 4.13 Gráfico da intensidade do erro espacial (consumidores residenciais, estimativa para 1996)

Fig. 4.14 Matriz de distribuição espacial de erros (estimado vs. real para 1996, carga comercial)

Fig. 4.15 Matriz de distribuição espacial de erros (estimado vs. real para 1996, carga industrial)

Quadros

Quadro 3.1 dinâmica da função de atração composta

Quadro 3.2 resultados parciais da aplicação do algoritmo de localização de carga residencial

Quadro 3.3 Resumo das influências exercidas pelos três tipos de carga considerados no domínio espacial e temporal

Quadro 3.4 Parâmetros para os testes de sensibilidade do programa simulador da evolução do mercado consumidor de energia elétrica

Quadro 4.1 Informações populacionais do Município de Itajubá, 1980, 1991 e 1996

ÍNDICE DE SÍMBOLOS

$\dot{D}$ = derivada da densidade de carga em relação ao espaço;

$\overline{E}_V$ = erro médio na vizinhança;

Δf = ganho da função de avaliação (no processo de recozimento simulado);

$\hat{C}$ = matriz de cargas estimadas (no espaço);

τ = coeficiente de implantação (carga industrial);

λ = coeficiente de localização (carga industrial);

$\prod$ = conjunto de parâmetros a estimar (no processo de recozimento simulado);

$\Re$ = conjunto dos números reais;

δ = derivada da função de atração em relação à distancia ao padrão de carga (coeficiente angular da função de atração linear);

ρ = peso da componente aleatória na função de atração composta;

γ = peso da densidade na função de permanência (define a probabilidade de migração de um padrão de carga);

β = taxa de redução de temperatura (constante de Boltzman);

$\underline{\varepsilon}$ = vetor linha dos erros quadráticos da matriz E, resultante de h simulações

α_1 = peso do momento de ordem 1 na função de avaliação de erros;

α_2 = peso do momento de ordem 2 na função de avaliação de erros;

A = área;

A = função de atração (individual);

a = valor de atração de um ponto modelado segundo f_A;

a_j = sub-área de ordem j;

b_1 = parâmetro de ajuste da função sigmoidal;

b_2 = parâmetro de ajuste da função sigmoidal;

C = matriz de cargas observadas (no espaço);

C_i = i-ésimo consumidor;

c_i = ponto onde está situado a carga i;

c_j = valor da carga j;

D = densidade de carga;

d_i = distância dimensional até a carga i;

e = estado do sistema;

E = matriz de erros de estimação de carga no espaço;

e_{ij} = erro de ordem ij (na estimação de uma carga em determinado sub-espaço);

f = inverso do ritmo de entrada de cargas comerciais;

f_A = função de atração conjunta (n pontos);

F_{AR} = função de atração acumulada;

f_{AR} = função de atração composta;

f_{ind} = frequência de surgimento de cargas industriais;

f_R = função de desordem espacial aleatória;

h = número de sub-períodos empregados na avaliação do modelo de localização de carga marginal;

I = iteração;

I_{max} = número máximo de iterações;

inclconc = inclinação da função de concorrência;

K = custo de produção de um bem;

k = número de parâmetros a otimizar (no processo de recozimento simulado);

K = número de sub-períodos no espaço temporal T;

Kc = tamanho do degrau de crescimento residencial (quando uma indústria é implantada);

Ki = constante de proporcionalidade entre cargas residenciais e industriais;

l = local (espaço);

limsat = limite de saturação da função de concorrência;

m = localização (no espaço uni-dimensional) de uma carga padrão, prevista por um modelo de localização de cargas;

M = valor de campo no local onde o padrão esta situado;

n = número inicial de pontos (cargas);

NC = número de ciclos (no processo de recozimento simulado);

N_{max} = número máximo de cargas em uma determinada sub-área;

N_t = número de cargas no período t em uma determinada sub-área;

o = localização (no espaço uni-dimensional) de uma carga padrão;

p = ponto genérico no espaço;

P = probabilidade de permanência;

r = valor de atração modelado aleatoriamente;

restc = restrição do distrito industrial a cargas de outros tipos;

T = domínio temporal;

T = temperatura (no processo de recozimento simulado);

t = tempo;

u = unidade dimensional;

v_k = variável k;

X(i) = i-ésimo eixo do espaço n-dimensional;

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Considerações gerais

O planejamento da distribuição de energia elétrica é um problema que envolve um conjunto de objetivos, variáveis e restrições de diversas naturezas. Muitas destas variáveis são de difícil controle e mensuração, como por exemplo, as que refletem o impacto de obras sobre o meio ambiente. Outras, do lado da demanda, são de natureza comportamental, refletindo hábitos e costumes. A consideração de parte destas peculiaridades e o tratamento matemático das variáveis e dos modelos gerados por estas, bem como os algoritmos de planejamento resultantes, têm gerado várias contribuições científicas.

Contudo, a incerteza associada aos cenários de longo prazo, constitui uma questão ainda em aberto. Alguns autores preferem planejar a expansão de forma a conseguir o mínimo custo para o sistema, considerando restrições de capacidade dos alimentadores e transformadores, quedas de tensão e balanceamento da carga. Este tratamento é bastante difundido e conhecido como planejamento da expansão multi-período [1].

Mais recentemente, abordagens baseadas em conjuntos difusos têm contribuído para minimizar esta dificuldade [2-5]. Neste caso, restrições e objetivos são tratados de acordo com vários níveis intermediários de

satisfação, ao invés de apresentar apenas duas possibilidades extremas. Desta forma, as incertezas decorrentes de aspectos subjetivos, imprecisões nos dados e de cenários futuros podem ser introduzidas apropriadamente nos modelos de planejamento.

Entretanto, qualquer que seja a forma em que sejam definidos, os objetivos do planejamento têm que estar em harmonia com os estados futuros do sistema de distribuição. Assim, a definição de cenários futuros é de caráter fundamental para a atividade de planejamento em geral e, em particular, para o planejamento da distribuição elétrica. As previsões efetuadas para construir tais cenários levam em conta, classicamente, a maneira pela qual evoluem no tempo as variáveis que compõem os modelos. Os cenários para decisões relativas à distribuição elétrica, entretanto, necessitam também de estimativas de como se distribuem espacialmente as variáveis do modelo. Um exemplo de como a previsão espacial de carga se integra ao planejamento de distribuição pode ser vista em [6], onde a densidade espacial de carga prevista para um horizonte futuro é fundamental para a solução do problema da localização de subestações.

O problema da modelagem da expansão do mercado consumidor de energia elétrica já foi tratado utilizando-se diversos critérios. Uma compilação dos modelos existentes até 1992 é mostrada em [7], onde inclusive, encontra-se referida grande parte dos desenvolvimentos propostos por H. L. Willis [8-13]. Em uma versão mais recente, publicada em 1996 [14], Willis faz uma atualização destes trabalhos e consolida grande parte da informação sobre previsão de carga. Vários tópicos referentes a este problema são abordados. Entre eles, são de particular

interesse: o comportamento do crescimento espacial de carga, a mensuração dos erros no espaço e os métodos de simulação. Ainda em [14], um dos capítulos, trata da previsão espacial em mercados competitivos, assunto de grande interesse diante do rumo atual do mercado de energia elétrica no mundo e, mais recentemente, no Brasil.

Mais um passo tem sido dado, com a aplicação de algoritmos de busca - como os algoritmos genéticos - em problemas da otimização do sistema de distribuição [15].

Em algumas das contribuições não citadas na revisão [7] e na [14] encontram-se os desenvolvimentos de P. Messager [16-18], que serviram de base para estudos realizados na Électricité de France (EDF). A idéia básica destes estudos, que é apresentada em [17], é construir uma árvore mediante o sorteio de coordenadas, seguindo uma seqüência fenomenológica. Entretanto, a preocupação em modelar a evolução espacial das cargas limita-se, neste caso, a obtenção de leis gerais de comportamento das variáveis elétricas em decorrência das configurações resultantes. Isto resulta em que não haja detalhamento maior ou mais realístico da expansão geográfica da carga.

Outros modelos, como os propostos em [19], utilizam informações da própria área elétrica para acrescentar variáveis capazes de determinar o crescimento das cargas no espaço.

Em [20, 21], H. G. Arango inclui a teoria espacial para explicar como a interação entre diversos pontos no espaço pode afetar a evolução da configuração de áreas elétricas. A expansão das áreas elétricas é dividida em duas componentes. A primeira, denominada função de crescimento autônomo, atua sobre o próprio espaço onde a carga se situa, enquanto a

outra, denominada função de iteração, atua no espaço entre dois pontos. A função de crescimento autônomo é dependente do tempo, de acordo com uma lei exponencial semelhante à utilizada em estudos demográficos. Nestes estudos, a localização das novas cargas no espaço é resultado de uma simulação probabilística.

1.2 Objetivo da tese

Esta tese propõe um modelo de distribuição da densidade espacial de cargas, cuja finalidade é simular, para um horizonte futuro variável, possíveis configurações do mercado consumidor de energia elétrica, com ênfase na localização e na magnitude da demanda. São considerados três tipos de consumidores: residenciais, comerciais e industriais.

A explicação do processo de evolução do mercado para os consumidores residenciais é efetuada por meio de um algoritmo que usa um conjunto de equações diferenciais onde predominam conceitos de atração e repulsão para a modelagem da localização das cargas. De forma bem simplificada, a atração representa a conveniência da aglomeração de consumidores, enquanto a repulsão está relacionada com o fenômeno migratório centro-periferia. Desta forma, o algoritmo resolve a localização dos novos consumidores com base numa função de adaptação sensível a um conjunto de parâmetros considerados relevantes, como a distância entre os consumidores, o valor da carga, a densidade de carga entre outros.

A evolução espaço temporal dos consumidores comerciais é explicada por leis que se assemelham às empregadas para modelar o consumo residencial. As principais variáveis empregadas para a modelagem da carga

comercial foram: a proximidade aos mercados de consumo e a concorrência exercida por outros estabelecimentos comerciais. O balanceamento destas forças opostas permite aos novos consumidores comerciais decidir sobre quais os sub-espaços mais adequados à sua localização. No domínio do tempo, o aparecimento de novos consumidores comerciais é explicado pelo aumento da capacidade de consumo decorrente da entrada de novos consumidores residenciais.

A modelagem da localização dos consumidores industriais foi explicada, basicamente, em função do uso do solo. Os principais fatores que foram levados em consideração, estão relacionados com a possibilidade do governo interferir nas decisões de implantação e localização de unidades industriais. Desta forma, além da necessidade de existir um determinado volume econômico que justifique a iniciativa dos empresários da indústria, é também considerado o esforço desenvolvido pelo governo para criar condições favoráveis ao desenvolvimento industrial.

Desta forma, o modelo apresentado nesta tese pode ser classificado como um modelo de simulação do mercado consumidor de energia elétrica, no domínio espaço tempo, baseado em pólos urbanos múltiplos e no uso do solo.

Os resultados do modelo incluindo os três tipos de consumidores, mostram como pode vir a evoluir, em diversas situações, o mercado elétrico, indicando as necessidades de obras de reforço e ampliação do atendimento e permitindo, dentro de um modelo de planejamento de distribuição, estimar o impacto de distintos montantes de investimento na rede [1], ou as melhores formas de atender o mercado consumidor [22].

Uma das principais diferenças entre o modelo proposto e os existentes reside no fato de que esta abordagem reproduz a dinâmica de carga apoiada em um conjunto mínimo de variáveis explicativas. Consequentemente, o modelo apresenta um elevado grau de autonomia ao explicar o processo de evolução do mercado consumidor, pois necessita de poucas variáveis exógenas na sua representação, o que requer uma base de dados reduzida. Esta qualidade é importante no âmbito do planejamento e da previsão de carga de empresas concessionárias brasileiras, uma vez que as informações espaciais de que dispõem são reduzidas quando não inexistentes.

1.3. Estrutura da tese

No Capítulo 2 é abordado o embasamento teórico do modelo dinâmico de carga proposto. Assim, primeiramente, trata-se a questão da importância do espaço na determinação do estado de um sistema de distribuição. Em segundo lugar, são analisados os modelos espaciais existentes. Dentro deste tema, especial atenção é prestada às metodologias de determinação dos erros de previsão no espaço. Neste particular, são sugeridas duas metodologias de aferição, adequadas às particularidades de cada problema. Em seguida, são descritos alguns conceitos básicos referentes à Economia Regional e Urbana. Por último, ainda no Capítulo 2, são mostrados os processos de otimização, especificamente do processo denominado recozimento simulado ("*simulated annealing*"), que mais tarde será empregado na determinação do conjunto ideal de parâmetros que serão utilizados no modelo proposto.

No Capítulo 3 é descrito o modelo dinâmico de localização de carga, o qual é apresentado na forma de um modelo que gera uma desordem espaço-temporal para simular a evolução do mercado elétrico. As leis e o algoritmo que determinam os estados do sistema são acompanhados de alguns exemplos elementares e de testes, para que se possa ganhar sensibilidade quanto às potencialidades do modelo representar adequadamente a realidade.

No Capítulo 4 é mostrado o procedimento para efetuar a busca do melhor conjunto de parâmetros do modelo, no sentido de aproximar as séries geradas a um conjunto de padrões que representa a evolução da carga no tempo e no espaço. Um conjunto de testes é apresentado com o objetivo de ressaltar algumas dificuldades na determinação de um conjunto aceitável de parâmetros para o algoritmo de busca.

As conclusões da tese são apresentadas no Capítulo 5, referindo-se aos testes efetuados no capítulo anterior. São apresentadas neste capítulo, as contribuições da tese e possíveis desenvolvimentos futuros.

CAPÍTULO 2

CONCEITOS BÁSICOS

2.1 Previsão espacial de carga e planejamento da distribuição elétrica

2.1.1 Determinação do estado do sistema

A maior parte dos estudos sobre previsão de carga tratam da previsão de curto prazo ("*short-term load forecasting*") direcionada a problemas de geração e transmissão. Nesses estudos é possível assumir que a distribuição da demanda no espaço é constante no período considerado, de forma que a modelagem passa a ser efetuada basicamente em função do tempo. Geralmente, estudos de curto prazo tem por objetivo estabelecer, para distintos instantes de tempo, um balanceamento entre a potência gerada e a potência demandada [23]. Para modelos baseados em previsões mais distantes em relação ao tempo, como os de planejamento a médio e longo prazo, é necessário considerar que podem ocorrer mudanças importantes nos locais onde as cargas tendem a se concentrar. Em suma, a densidade de carga pode variar com o tempo, mas, a médio e longo prazo a distribuição das densidades pode também ser modificada geograficamente. Nesta linha, o mapeamento da carga relativa ao tempo, t, e ao local, l, assume uma importância peculiar, muito mais quando o segmento elétrico focalizado

tem características predominantemente radiais, como é o caso do sistema de distribuição [24, 25].

É importante salientar que, embora o objeto de estudo neste caso esteja restrito às cargas, todos os estados do sistema, *e*, podem ser expressados em relação às variáveis *t* e *l*.

Desta forma,

$$e = f(t,l)$$

$$\vec{e}_i = \{v_1, v_2, \ldots, v_k\}$$

Onde o estado de ordem i, caracterizados por *k* variáveis distintas (por exemplo: carga, tensão, fator de potência, etc.), é determinado pelo instante (*t*) e pelas coordenadas do local observado (*l*).

2.1.2 Resumo dos Modelos de Previsão Espacial de Carga

Do ponto de vista matemático, a previsão espacial de carga é um problema altamente não-linear, estocástico, de grande escala e dependente do tempo e do espaço[1] [27]. Isto eqüivale a encontrar a função de transferência entre um estado (ou conjunto de estados) e o(s) espaço-

[1] Para avaliar a dependência espacial nas séries de carga, podem ser aplicados testes de diagnóstico de dependência espacial. Os testes baseados em resíduos de mínimos-quadrados ordinários, aplicando o multiplicador de Lagrange modificado desenvolvido por Bera e Yoon [28], por exemplo, são robustos à presença local de parâmetros inconvenientes. Este tipo de teste é capaz de detectar a especificação inadequada na forma de variáveis dependentes espacialmente atrasadas, assim como, para a dependência de atraso espacial, na presença de uma má especificação ocasionada por autocorrelação no erro espacial. Sua aplicabilidade, dentro da econometria espacial, é uma alternativa à aplicação das aproximações gerais de Davidson e MacKinnon [29], usadas nos testes tradicionais e que pressupõem que a matriz de informação não é diagonal entre os parâmetros da função média condicional e os da variância condicional.

estado(s) subseqüente(s). A solução deste problema pode não ser única, a não ser que restrições ao modelo sejam previamente determinadas. Informações sobre o zoneamento, classificação da carga quanto à sua curva diária, preferências quanto à proximidade, à convolução, aos pólos urbanos e ao crescimento de carga, entre outros, são exemplos de tais restrições. A formalização de regras para o tratamento conjunto destas informações adicionais pode ser aproximada via de lógica difusa. Segundo Chow, a natureza básica da previsão espacial de carga se encaixa muito bem dentro da lógica difusa, que inclui o uso de funções de pertinência, regras difusas, e processos de fuzzificação e de defuzzificação, como mencionado em [5]. Neste trabalho, que trata da previsão espacial de carga e do planejamento de sistemas de distribuição, Mo-yuen Chow, Hahn Tram propõem e descrevem o uso de lógica difusa para se agregar as informações disponíveis para se fazer a previsão de distribuição de carga. Segundo os mesmos autores, os melhores métodos de previsão de carga são os métodos espaciais que utilizam as teorias de uso da terra. Esses métodos tem como principal característica utilizar uma grande quantidade de dados geográficos em seu processo, o que, no entanto, não representa problema, uma vez que a tecnologia de sistemas de informação geográfica (GIS) está cada vez mais desenvolvida. Na verdade, o problema que surge está relacionado com uma quantidade de informação disponível, tão grande, que se torna difícil usá-la de maneira otimizada para se conseguir os melhores resultados. Assim, eles introduzem a lógica difusa como metodologia para se lidar com a enorme massa de dados disponível e melhor utilizar a informação por ela fornecida. Esta metodologia seria adequada ao uso da terra por causa da sua própria natureza, que depende de heurística,

experiência, conhecimento especializado e descrições lingüísticas. Por exemplo: quando se diz que indústrias preferem ficar muito perto de rodovias, vemos que 'prefere' e 'muito perto' podem ser tratadas como informações difusas.

Segundo Willis [7, 14], o objetivo básico do planejamento da distribuição é determinar a ordem (prioridade) da expansão do atual sistema de transmissão e distribuição, de forma a encontrar a demanda futura e, consequentemente, as necessidades orçamentárias para financiar o planejamento.

O planejamento da distribuição, entretanto, depende do horizonte considerado para a aplicação do mesmo [1, 14]. Cabe destacar que este tipo de estudo é produzido em várias etapas e os resultados intermediários são considerados, normalmente, para as próximas etapas [1]. Neste sentido, o planejamento de curto prazo tem metas, ou objetivos, distintos que os do longo prazo. Por esta razão, é importante diferenciar a linguagem destas duas categorias de planejamento, evitando-se assim confusões semânticas e de conceito.

O planejamento de curto prazo tem sido a abordagem tradicional nas concessionárias do serviço elétrico e, de modo geral, se refere ao prazo necessário para a substituição ou adição de novos equipamentos. Neste sentido, talvez a denominação plano de obras, que é por vezes empregada, fosse a mais apropriada.

O planejamento de curto prazo visa determinar o melhor plano para o atendimento dos compromissos de suprimento e qualidade, bem como assegurar que equipamento requerido possa ser operado quando necessário.

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - EFEI
Biblioteca MAUÁ BIM

Por outro lado, o planejamento de longo prazo é motivado pelo desejo de determinar a viabilidade econômica dos compromissos de curto prazo. Desta forma, busca-se que o planejamento assegure que todos os elementos envolvidos no curto prazo sejam eficientemente empregados ao longo de toda sua vida útil e não apenas nos primeiros anos após a sua instalação. A incerteza associada à previsão de longo prazo é minimizada empregando um conjunto de previsões individuais, as quais representam razoavelmente o crescimento de carga futura. Estas previsões são usadas nos estudos com múltiplos cenários a fim de determinar as necessidades de longo prazo.

A previsão espacial de carga envolve a magnitude e a localização de cargas elétricas. A análise da localização pode ser feita de forma a obter uma resolução gráfica do ambiente geográfico que permita situar e dimensionar os equipamentos do sistema distribuidor. Assim, a previsão espacial não se limita a estimar uma certa magnitude de carga, mas também a prever a sua distribuição geográfica, ou seja, onde a carga estará localizada e onde irá crescer [14, 26].

Desta forma, um mesmo total de incremento de carga para toda uma área, dependendo da distribuição das cargas, leva a distintas configurações elétricas para atender o consumo.

Assim, definindo uma área A como

$$A = \{a_1, \ldots, a_j, \ldots, a_n\}$$

sendo n o número de sub-áreas em A, a densidade pode ser expressa como

$$D_j = \frac{c_j}{a_j}$$

Onde c_j é a carga na unidade de área a_j e D_j a densidade ou valor relativo da carga na área.

Se as unidades de área forem homogêneas, $a_1 = a_2 = \ldots = a_n$, como ocorre por exemplo quando a área é particionada em quadrículas, o quociente pode ser omitido e o mapeamento de carga ou de densidade pode ser feito comparando as cargas em cada unidade de área.

Então, $\dot{D} = \frac{dD}{d\underline{x}}$, representa o comportamento da densidade de cargas ao longo do espaço indicado pelo vetor multidimensional $\underline{x}$, considerando o espaço como contínuo. O mapa que contém a densidade de carga, reproduzido em intervalos de tempo convenientes, fornece uma série temporal do conjunto das densidades em cada sub-área, célula ou quadrícula, ou simplesmente, uma série espacial (de densidade) de carga. Cada um dos elementos desta série é importante para entender o processo de crescimento do sistema elétrico e para nortear as obras e os investimentos necessários a um serviço de custo e atendimento ideais.

Uma representação da topologia da carga em um certo instante t de tempo pode ser vista na Fig. 2.1.

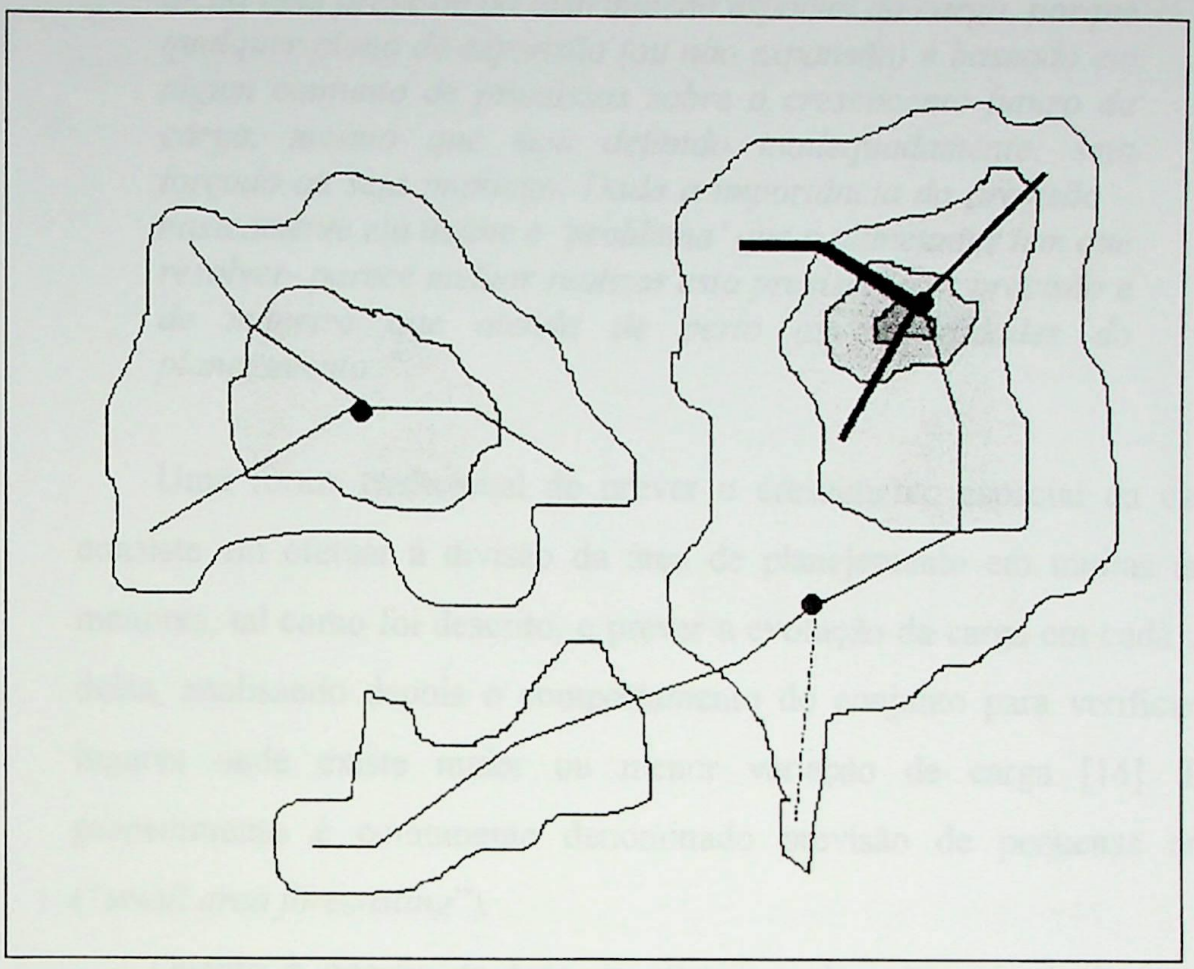


Fig. 2.1 Densidade de carga no tempo *t*

A importância da previsão espacial de carga é muito bem colocada por Willis [7]:

"Um ponto importante a considerar é que o planejamento da expansão dos sistemas de potência sempre

> *inclui uma previsão da distribuição espacial da carga, porque qualquer plano de expansão (ou não expansão) é baseado em algum conjunto de premissas sobre o crescimento futuro da carga, mesmo que seja definido inadequadamente, seja forçado ou seja implícito. Dada a importância da previsão – basicamente ela define o 'problema' que o planejador tem que resolver- parece melhor realizar esta previsão com precisão e de maneira que atenda de perto as necessidades do planejamento."*

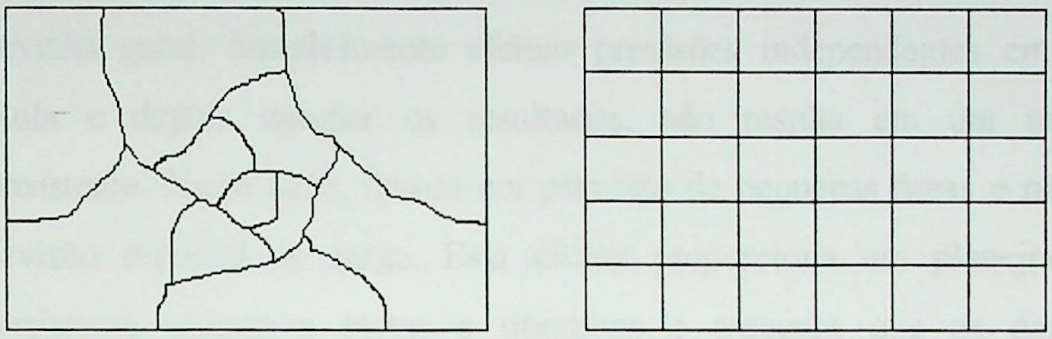
Uma forma tradicional de prever o crescimento espacial da carga, consiste em efetuar a divisão da área de planejamento em muitas áreas menores, tal como foi descrito, e prever a evolução da carga em cada uma delas, analisando depois o comportamento do conjunto para verificar os lugares onde existe maior ou menor variação de carga [14]. Este procedimento é comumente denominado previsão de pequenas áreas ("*small area forecasting*").

Quanto à divisão da área de planejamento, não existe um critério único. O critério empregado, na maioria das vezes, responde ao tipo de informações disponíveis sobre cada área.

Desta forma, é possível encontrar uma divisão de acordo com a área de influência do equipamento (por exemplo, subestações, alimentadores ou transformadores) ou, então, uma divisão uniforme, particionando a área em células regulares, normalmente quadradas, com um dimensão apropriada às necessidades e disponibilidades da concessionária. Na Fig. 2.2, está esquematizada a divisão segundo os critérios mencionados.

A divisão mostrada na Fig. 2.2.*a* é a mais tradicional e, basicamente, corresponde ao primeiro tipo de mapeamento elétrico da área de distribuição efetuado pelas companhias concessionárias. A divisão na

Fig. 2.2.*b* tem sido cada vez mais utilizada e reflete uma filosofia relacionada com a inclusão de fatores e variáveis não elétricos nas decisões de planejamento.



a *b*

Fig. 2.2 Divisão da área de planejamento para previsão

Dois terços das empresas nos EUA utilizam este tipo de divisão [7]. No Brasil, por exemplo, a CPFL utiliza o mapeamento em quadrículas já há alguns anos, embora não necessariamente direcionado ao planejamento. Segundo Willis, existem vantagens e desvantagens nas duas formas de representação do espaço elétrico, entretanto, o método baseado em quadrículas parece ser capaz de produzir melhores resultados, embora em contrapartida possua um custo adicional no que se refere à obtenção dos dados [7]. Os modelos de simulação de crescimento de carga apresentados em [20, 21] são baseados neste método. O tamanho das células é variável e depende das informações disponíveis. Nos EUA, as companhias usam um padrão entre 0,125 a 0,5 milha quadrada (200 a 800 metros quadrados). O mapeamento da CPFL possui várias divisões funcionando como uma lente

de aumento, cada uma dando maior detalhamento, até um mínimo onde é possível identificar detalhes do secundário (2500 m^2).

A previsão espacial se refere especificamente à previsão em que todas as pequenas áreas são tratadas de uma forma consistente, baseada em um mesmo conjunto de premissas. O resultado então pode ser fundido em uma previsão geral. Simplesmente efetuar previsões independentes em cada célula e depois agrupar os resultados, não resulta em um método consistente. Neste caso, fala-se em previsão de pequenas áreas e não em previsão espacial de carga. Esta última proporciona um planejamento consistente quanto a metas e objetivos e assegura que as decisões resultantes estejam baseadas nos mesmos conceitos de crescimento de carga e de expansão do sistema.

São vários os métodos de previsão aplicáveis a previsão em pequenas áreas. Contudo, a grande maioria deles acaba se enquadrando em duas categorias, que são:

1. Métodos de ajuste, onde a tendência passada de crescimento é ajustada de alguma forma (Método de Mínimos Quadrados, Médias Móveis, etc.) e depois as demandas anuais de ponta são extrapoladas no futuro para cada área;

2. Métodos baseados no uso da terra ("*land-use methods*"), onde as previsões para o futuro são efetuadas analisando planos diretores municipais, zoneamentos e outros fatores de "uso da terra" que possam informar como evoluirão e como irão se localizar os crescimentos da carga residencial, industrial e comercial.

Com algumas poucas exceções, os métodos relatados na categoria 1 são quase que exclusivamente aplicados em áreas baseadas na influência de equipamentos (como na Fig. 2.2.*a*), enquanto que os métodos de uso da terra são empregados em métodos de previsão que particionam a área de planejamento em quadrículas, como na Fig. 2.2.*b*. Isto ocorre porque cada um dos dois métodos de definição de pequenas áreas se aproxima mais do tipo de dados necessários para cada um desses dois tipos de previsão. Por exemplo, os dados disponíveis para ajustar a tendência consistem usualmente na informação das demandas de ponta passadas. Estes dados estão disponíveis na maioria das vezes somente por subestação, alimentador ou barra. Desta maneira, faz sentido aplicar métodos de ajuste a este tipo de definição de área. Da mesma forma, os zoneamentos, planos diretores e uso da terra, necessitam, para a análise do uso da terra e para a previsão, de informações orientadas por mapeamento, que se encaixam com mais facilidade na divisão da área em quadrículas.

Uma questão básica seria conhecer os determinantes do crescimento da carga na região de planejamento. Pode se dizer que dois métodos contribuem para esta finalidade, cada um com suas peculiaridades e visões.

Em primeiro lugar, a demanda total cresce (ou varia) pela entrada na rede de novos pontos de carga ou novos consumidores. Isto pode fazer com que haja um aumento na área atendida, gerando uma diminuição da esparsidade da matriz que representa as cargas no espaço. Este tipo de expansão do mercado elétrico se denomina, freqüentemente, crescimento horizontal de carga. Ainda, a demanda sofre acréscimos pela variação da carga em locais onde já existia demanda, o que significa incrementos de demanda de consumidores já existentes. Este tipo de acréscimo da demanda

global é referido como crescimento vertical da carga. Existem leis empíricas relacionando os dois tipos de crescimento da carga. Por exemplo, é comum o sentimento do planejador de que em áreas pouco densas ou mesmo despovoadas, o crescimento horizontal se processa em primeiro lugar, para depois iniciar o crescimento vertical da carga. As razões para este raciocínio são diversas, têm relação com o uso da terra e com leis de crescimento populacional que parecem ter um razoável grau de universalidade. Entretanto, este tipo de informação, a despeito da sua validade, deixa em descoberto um elenco de questões fundamentais relativas à previsão espacial da carga, como, por exemplo: onde quando e em que ritmo se inicia o crescimento vertical. Ou, ainda, se existe relação entre a expansão horizontal e vertical. E mais, como a topologia e outros usos da terra limitam esta relação e por último, se ela é estável.

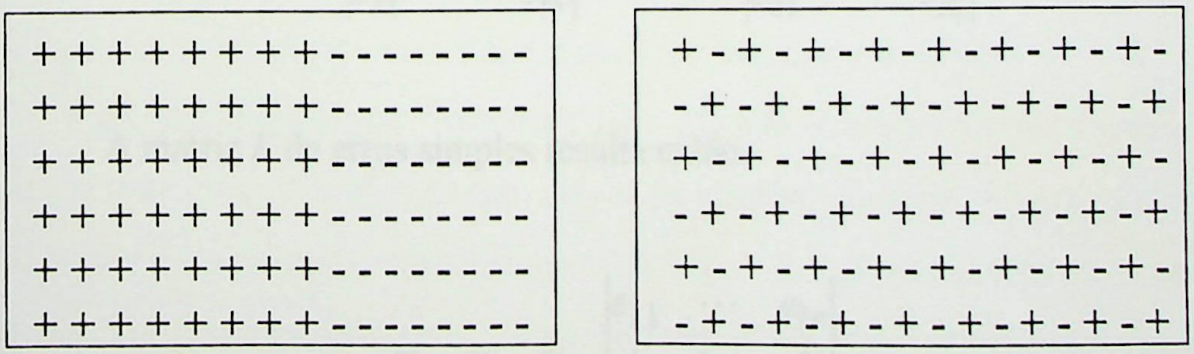
Um outro fator que pode afetar simultaneamente o crescimento vertical e horizontal é a variação do consumo *per capita*. Desta forma, o crescimento em uma determinada coordenada do mapa elétrico pode ocorrer não somente pelo "empilhamento de cargas" (ou seja, pelo acréscimo de usuários em um mesmo ponto, como na construção de um edifício), mas simplesmente pelo uso mais intensivo do produto elétrico decorrente da melhora do padrão econômico e do padrão de vida dos consumidores, que passam a efetuar um maior número de atividades transferindo trabalho humano para trabalho eletro-mecânico.

Através de um grande número de testes em diversas áreas de planejamento, Willis [9, 11] ,mostra que o crescimento total da carga no tempo, medida em intervalos regulares típicos de longo prazo, apresenta uma tendência exponencial muito suave, que pode ser aproximada

2.1.3 Erro de previsão espacial

Durante quase a totalidade dos parágrafos do texto até aqui, foi enfatizada a importância da distribuição espacial da carga para o correto planejamento da distribuição de energia elétrica. É imediato então que, assim como é avaliada a qualidade da previsão total da carga para determinado horizonte temporal, seja também verificada a precisão dos prognósticos de carga quanto ao local onde estes ocorrem.

Entretanto, as formas de verificar estes erros podem ser contabilizadas de diferentes formas. Uma primeira forma de avaliar o erro de previsão espacial, coerente ao tratamento dado à área de planejamento, seria considerar simplesmente as diferenças entre os valores reais e estimados para cada sub-área. Entretanto, pode-se mostrar, a partir de um exemplo simples, que é necessário um cuidado maior para avaliar a imprecisão dos modelos de previsão espacial. Para tal, é imaginada uma situação na qual a magnitude total da carga é a mesma para duas situações evolutivas diferentes. Além disto, em cada sub-área os erros são considerados iguais em termos absolutos, por simplificação, e indicados por sinais positivos e negativos, como é mostrado no diagrama da Fig. 2.4.



a *b*

Fig. 2.4 Distribuições distintas do mesmo erro global [14]

Pode ser observado que a soma dos sinais associados a cada sub-área anula o resultado em ambos casos, mas é imediato perceber que os erros de estimação nas situações mostradas na Fig. 2.4.*a* e na Fig. 2.4.*b*, têm implicações muito diferentes para o planejamento da distribuição.

No primeiro caso poderá haver um desbalanceamento completo da carga; enquanto no segundo caso, os erros são distribuídos homogeneamente, equilibrando as distorções ao longo de todo o sistema.

É evidente que estas situações extremas não devem se verificar na realidade, mas o exemplo chama atenção para o fato de que a avaliação do erro de localização das variações de carga tem que considerar a forma como se relaciona localmente o conjunto dos erros de previsão individual de cada sub-área e que distintas matrizes de erros de localização resultam em distintas conseqüências para o sistema distribuidor.

Colocando cada sub-área como um elemento de uma matriz que representa a ponta periódica da carga, tem-se a matriz C das cargas efetivamente observadas e a matriz $\hat{C}$ das estimativas de carga.

$$C_{ij} = \begin{vmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{s1} & \cdots & c_{rs} \end{vmatrix} \qquad \hat{C}_{ij} = \begin{vmatrix} \hat{c}_{11} & \cdots & \hat{c}_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{c}_{s1} & \cdots & \hat{c}_{rs} \end{vmatrix}$$

A matriz E de erros simples resulta então

$$E = C - \hat{C} = \begin{vmatrix} e_{11} & \cdots & e_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{s1} & \cdots & e_{rs} \end{vmatrix}$$

O sinal de cada elemento da matriz E indica em que posição houve uma sub-avaliação ou uma sobre-avaliação. Dentro deste enfoque, é possível dar um tratamento estatístico ao erro, de forma a caracterizar seu comportamento através de medidas de posição e de variabilidade. Medidas de assimetria, indicando a deformidade da distribuição do erro, são particularmente interessantes (análise paramétrica).

Observe-se que seria possível uma previsão para a carga total absolutamente correta, simultaneamente a uma previsão equivocada em todas as pequenas áreas que compõem a região de planejamento. Alguns parâmetros, como o que define o erro médio em cada pequena área, deve se utilizar de valores absolutos para o cálculo, a fim de evitar que erros de distintos sinais se compensem ou anulem.

É importante também analisar o efeito de erros idênticos de previsão, só que de sinais opostos. A questão é se tanto faz errar para mais, por exemplo adotando um distribuição de erros que privilegie sobreavaliar os erros, como para menos, e quais as conseqüências para a concessionária e para os consumidores.

Se por hipótese, estes erros forem igualmente prejudiciais, a distribuição ideal dos erros pelo espaço seria aquela que o erro apresentasse menor variabilidade espacial consideradas todas as previsões em cada uma das sub-áreas, ou seja, o erro fosse o mais homogêneo possível.

Para isto, é necessário encontrar uma medida conveniente que garanta um valor mínimo se a distribuição dos erros simples em cada sub-área for o mais alternada possível, como no caso da Fig. 2.4.*b*, e máximo se os erros se distribuírem espacialmente como na Fig. 2.4.*a*, para um mesmo erro

total. Neste particular, propõe-se empregar uma medida baseada no desenvolvimento apresentado na seção seguinte.

2.1.4 Proposição de metodologias para a avaliação do erro espacial [30]

2.1.4.1 Erro médio na vizinhança

Deseja-se uma avaliação da homogeneidade dos erros quanto à sua vizinhança, no sentido de que ele seja o mais próximo possível dos erros encontrados em sub-áreas vizinhas, porém de sinais opostos. Desta forma, as estimativas para a mais em uma sub-área são compensadas por estimativas a menos nas sub-áreas circundantes, e vice-versa.

Define-se a vizinhança para o erro e_{ij} como conjunto formado pelos elementos da matriz de erros E de ordem $(i\text{-}1,j)$; $(i, j\text{-}1)$; $(i+1, j)$; $(i, j+1)$, pois representam os erros nas sub-áreas de contato com a sub-área do erro ij (observe-se que em termos de definição de sub-áreas em quadrículas iguais, os elementos diagonais não apresentam área de contato com o elemento). Fig. 2.5.

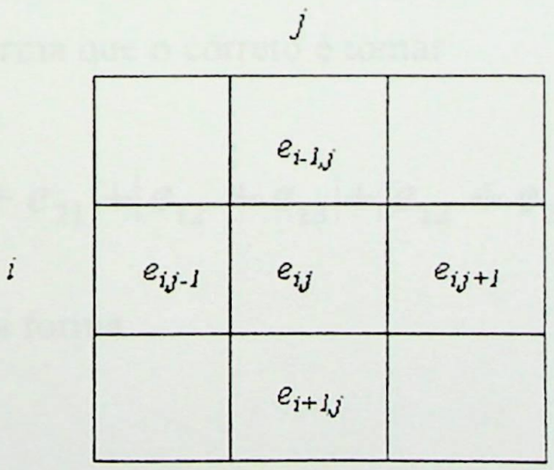


Fig. 2.5 Erros nas quadrículas vizinhas

Dependendo de sua posição na matriz o elemento pode ter duas, três ou quatro distâncias a serem avaliadas. Isto ocorre para elementos nos vértices, bordas e interior da matriz, respectivamente.

Uma forma sistemática de acumular as diferenças dos erros em relação aos seus vizinhos sem efetuar contagens duplas (como a que ocorre, por exemplo, quando se faz e_{ij} - e_{ij+1} e depois e_{i+1j} - e_{ij}), consiste em agrupar os erros pelas suas distâncias apenas em relação aos elementos "para frente" da matriz, ou seja, os de índices maiores, $i+1$ e $j+1$.

Neste caso, seria obtido um erro acumulado, calculado da seguinte forma

$$\left[\left(e_{11}+e_{12}\right)+\left(e_{11}+e_{21}\right)\right]+\left[\left(e_{12}+e_{13}\right)+\left(e_{12}+e_{23}\right)\right]+\ldots+\left[\left(e_{rs-1}+e_{rs}\right)\right]$$

O sinal positivo entre os vizinhos se deve ao fato de estar sendo procurada homogeneidade de sinais opostos. Como se quer que esta avaliação seja mínima para erros vizinhos de sinais contrários, então faz-se a diferença (distâncias) entre o erro da sub-área e o negativo das sub-áreas vizinhas.

O valor absoluto de cada uma destas distâncias individuais é que deve ser acumulado, de forma que o correto é tomar

$$|e_{11}+e_{12}|+|e_{11}+e_{21}|+|e_{12}+e_{13}|+|e_{12}+e_{23}|+\ldots+|e_{rs-1}+e_{rs}|$$

que pode ser posta na forma

$$\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{s}\left|\sum_{i}^{i+1}\sum_{j}^{j+1} e_{ij}\right|$$

Para avaliar o erro médio na vizinhança de cada ponto, é necessário dividir o resultado obtido na expressão anterior pelo número de distâncias que compõem o somatório. Este valor está relacionado com o tamanho da matriz E. Para uma matriz de dimensões $r \times s$, o número de elementos que compõem a soma é igual a $2.r.s\text{-}r\text{-}s^2$.

Desta forma, o erro médio na vizinhança é dado por

$$\overline{E}_V = \frac{\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{s}\left|\sum_{i}^{i+1}\sum_{j}^{j+1} e_{ij}\right|}{2.r.s - r - s}$$

Um exemplo de cálculo do erro médio na vizinhança seria o seguinte. Imagine uma distribuição de erros como mostrada na matriz a seguir

$$\begin{vmatrix} 1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 \end{vmatrix}$$

[2]São efetuadas duas diferenças para cada elemento na posição $i \neq r$ e $j \neq s$, uma para cada elemento em $i = r$ e $j = s$, com exceção do elemento rs, para o qual é calculada nenhuma distância (erros para frente). Então tem-se:

$$2[(r\text{-}1).(s\text{-}1)]+(r\text{-}1)+(s\text{-}1) = 2rs\text{-}r\text{-}s.$$

$$\overline{E}_V = \frac{|1+(-1)|+|1+(-1)|+|(-1)+1|+|(-1)+1|+\ldots+|(-1)+1|}{2.4.4-4-4} = \frac{0}{24} = 0$$

Se a distribuição de erros, para o mesmo erro total, for tal que resulte na matriz

$$\begin{vmatrix} 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \end{vmatrix}$$

O erro seria

$$\overline{E}_V = \frac{|1+1|+|1+1|+|1+(-1)|+|1+1|+\ldots+|(-1)+(-1)|}{2.4.4-4-4} = \frac{20}{24} = 0{,}83$$

Os erros calculados para as duas matrizes do exemplo são respectivamente o erro mínimo e máximo em termos de distribuição dos erros das pequenas áreas (elementos da matriz).

2.1.4.2. Avaliação do erro para as próximas *k* previsões (erros de localização da carga marginal)

Uma outra forma de verificar o erro de previsão espacial seria analisar o erro de localização da próxima unidade de carga, ou seja, a localização da carga marginal. Trata-se neste caso, ao contrário da metodologia anterior, de antever em que local irá se situar cada novo acréscimo de carga e

determinar a magnitude do erro utilizando-se a distância entre o local previsto e o local onde verdadeiramente essa carga irá se situar.

O conjunto de avaliações de localização para um determinado número de cargas acrescentadas, resulta em uma função de erro de localização de cargas.

Observe-se que neste caso, não se trata apenas de uma forma diferente de avaliar o erro de previsão espacial, ou seja, utilizar uma metodologia qualquer de comparação entre os resultados previstos e os reais. Trata-se aqui de imaginar o problema como a adição (ou a subtração) de pequenos blocos de carga, vinculados a uma dimensão espacial e temporal. A associação entre local e tempo que caracteriza cada bloco de carga é indissolúvel, pois o processo que determina o desenvolvimento do mercado consumidor depende do passado histórico de formação do mesmo.

As funções de erro que serão listadas a seguir têm como objetivo avaliar a semelhança entre os resultados gerados pelo modelo de desordem espacial e um conjunto de observações reais. Tal semelhança pode ser medida pelo conjunto de distâncias entre os pares formados por estes dois conjuntos em cada período de observação, t. Neste caso, bastaria decidir qual o tipo de distância a ser utilizada como referência (euclideana, euclideana quadrática, potencial, de Hamming, de Mahalanobis) e o critério para a função que agrega estas distâncias: mínimos absolutos (*"city block"*), mínimos quadrados, Chebychev ou discordância relativa (*"percentual disagreement"*).

Outros critérios podem ser definidos, para avaliar de maneira mais branda a capacidade de previsão (ou, mais exatamente, a capacidade de acerto) do modelo, sem fazer concessões ao rigor com que deve ser testado.

A definição de um critério para avaliar este tipo de erro deve considerar o seguinte desenvolvimento.

I. Seja o espaço unidimensional (X) limitado entre a e b;

$$D: a \leq x \leq b \quad \text{(domínio de } X\text{)}$$

II. Seja a dimensão tempo (T) definida de forma discreta dentro do período

$$T = \{t \in N \mid 0 \leq t \leq k\}$$

é possível escrever

$$\frac{tk - t0 + 1}{\Delta t} = K$$

isto é, existem K sub-períodos de duração Δt. Observe-se que quando Δt = 1, $K = k+1$. Entretanto, se o sub-período tem uma duração fixada em $h.\Delta t$, no mesmo período de tempo, existirão $\frac{K}{h}$ sub-períodos ou divisões do período original, para h inteiro e maior ou igual a 1.

Agora, considerando o erro de localização de uma unidade de carga no instante j como

$$e_j = (o_j - m_j)^2$$

onde: o = localização observada da carga; m = localização prevista pelo modelo.

E sendo

$$E = \sum_{k=0}^{K} e_k$$

o erro acumulado para todos os $K.\Delta t$ sub-períodos, pode se afirmar:

i. O erro acumulado, E, é uma função decrescente em K para o período $t_0 \leq T \leq t_k$ definido anteriormente.

ii. O valor mínimo da função de erro acumulado ocorre em $K = \Delta t$. Neste caso $K = 1$

Estas duas afirmações são verdadeiras se as coordenadas que representam a localização observada e prevista forem ordenadas (seja de forma crescente ou decrescente) e as diferenças quadráticas forem efetuadas para cada par ordenado dentro de cada $h.\Delta t$ sub-período.

O algoritmo para o cálculo das diferenças quadráticas é o que segue:

1. Particiona-se o espaço de tempo das previsões, T, que originalmente era subdividido em $K.\Delta t$ intervalos, em $\frac{K}{h}$ partes, de tal forma que K passa a conter $h.\Delta t$ intervalos (se por hipótese, em cada Δt surge um padrão, então em cada K surgem agora h padrões de carga).

2. Os h padrões surgidos em cada K, são ordenados (por exemplo, de forma crescente) para os conjuntos O e M.
3. Para cada par ordenado dentro de cada K, é calculada a distância por algum critério definido.
4. Agregam-se as distâncias em cada K.
5. Agregam-se as distâncias de todos os K's.

Observe-se que o algoritmo garante[3], na segunda instrução, que a soma das distâncias em cada K seja mínima, o que por extensão, garante o mínimo também para E.

---

[3] Enunciado:

Sejam os conjuntos A e B formados pelos elementos

$$A = \{a_1, a_2, ..., a_k\} \; e \; B = \{b_1, b_2, ..., b_k\}$$

a diferença $d_j = |a_j - b_j|$ é mínima se

$$a_1 < a_2 < ... < a_k \quad \text{e} \quad b_1 < b_2 < ... < b_k$$

ou

$$a_1 > a_2 > ... > a_k \quad \text{e} \quad b_1 > b_2 > ... > b_k$$

Por extensão, a soma $\sum_{j=1}^{k} d_j$ também fornece um mínimo.

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - EFEI
Biblioteca MAUÁ BIM

Prova: do enunciado, é possível escrever

$$|a_j - b_j| < |a_j - b_{j+i}| \text{ para qualquer } i > 0$$

eliminando o elemento a de ambos membros da inequação

$$|-b_j| < |-b_{j+i}|$$

Com relação a este critério de avaliação da diferença (semelhança) entre O e M, é importante notar o seguinte:

1. mesmo que a observação seja feita com a máxima flexibilidade, ainda poderá existir uma diferença entre O e M. Esta diferença será chamada diferença estrutural, porque independe da variação do número de períodos considerados.
2. Os erros das observações feitas em intervalos maiores serão, no máximo, iguais aos erros das observações em intervalos menores.

Este teorema tem fundamental importância para a compreensão de que, quando a evolução da carga é explicada considerando um sistema dinâmico, a escala empregada para avaliar o erro cometido pelo modelo deve ser calibrada de acordo com as possíveis ações de planejamento do sistema de distribuição.

De qualquer forma, este critério de avaliação de desempenho é importante neste contexto e está diretamente relacionado com a realidade do planejamento. Isto ocorre uma vez que enfatiza a situação em termos de possíveis estados futuros de um sistema em intervalos que possibilitam as ações de planejamento.

É importante notar também que a filosofia proposta do modelo de avaliação de erro comporta também variações quanto a maneira de encarar as distâncias individuais, como é mostrado no segundo exemplo.

---

ora, pelo enunciado $\left|-b_j\right| < \left|-b_{j+i}\right|$, de forma que a diferença d e sua soma é sempre mínima.

2.1.4.3 Exemplo ilustrativo

A seguir, são apresentados dois exemplos elementares aplicando os resultados dos desenvolvimentos anteriores.

Imagine-se um conjunto de padrões no espaço unidimensional $0 \leq x \leq 9$. Suponha-se que a ocupação deste espaço (surgimento dos padrões) foi efetuada segundo uma determinada seqüência, de tal forma que observações referentes ao posicionamento, em cada sub-período k, dos elementos observados (o) e o seu posicionamento previsto por um modelo (m), possam ser mapeadas como é mostrado a seguir

k	0	1	2	3	4	5
o	4	7	5	3	4	9
m	4	9	4	9	5	3

Verificando a diferença (e) entre o e m para cada par de elementos em k, ter-se-ía

$$E(h=1) = \sum_{k=0}^{5} (o_k - m_k)^2 = (4-4)^2 + (7-9)^2 + \ldots + (9-3)^2 = 78$$

Entretanto, as observações em cada k representam uma discretização do tempo de acordo a um determinado Δt, no caso $h.\Delta t = \Delta t$, de forma que $h = 1$. Imagine-se agora que a seqüência de elementos que surgem no espaço unidimensional passe a ser observada dentro de um período duas vezes maior, ou $2.\Delta t$ ($h = 2$). Então, a cada período de observação tem-se dois novos elementos, com suas respectivas posições no espaço.

É possível então passar a raciocinar do seguinte modo: em $k = 0$, há dois elementos situados em 4 e 7, e cuja localização foi prevista em 4 e 9, com um erro para a previsão em $t = 0$ de $e(0) = 4$. Repetindo este raciocínio para as demais observações, tem-se $e(1) = 17$ e $e(2) = 17$. Portanto, o erro acumulado na previsão passa a ser

$$E(h=2) = \sum_{k=0}^{K/h-1} e_k = e_0 + e_1 + e_2 = 4 + 17 + 17 = 38$$

O critério de avaliação do erro acumulado foi o mesmo para $h = 1$ e $h = 2$, entretanto o resultado da função que avalia as diferenças entre O e M é diferente. Isto ocorre apenas porque foi dada uma maior liberdade ao modelo de previsão para seus acertos, na medida em que quer se saber, dentro de um determinado espaço de tempo, quão próximos os seus resultados estão da realidade. Os resultados de observações em janelas (h's) cada vez maiores, referentes ao exemplo dado, podem ser observadas na tabela a seguir.

h	1	2	3	6
E	78	38	6	4

Um outro exemplo da metodologia, usando um critério diferente do erro quadrático, pode empregar a discordância relativa ("*percentual disagreement*"). Este critério consiste em determinar o percentual de

previsões fora de um determinado intervalo, considerado como intervalo de normalidade[4].

No exemplo anterior

h	1	2	3	6
%	66.67	66.67	100	100

sendo considerada correta para a avaliação a distância (intervalo) $|o-m| \leq 2$.

Por último, todos estes conceitos são aplicáveis no espaço bidimensional.

2.2 Economia Regional e Urbana

2.2.1. Aspectos gerais

A fundamentação teórica dos métodos que empregam pólos urbanos é originária dos modelos de análise locacional, que é um ramo da economia urbana. Ciência regional, economia regional e economia urbana são áreas de estudo do fenômeno espacial. Este último efetua a análise das unidades de consumo e de produção no âmbito microeconômico. Berliant e ten Raa, no artigo *"Regional science: The state of the art"* [31], apresentam uma

[4] O intervalo pode ser definido por um número arbitrário, ou por algum critério estatístico. No segundo caso, por exemplo, pode ser empregado como intervalo normal, um desvio padrão em torno à média.

abordagem destes conceitos a partir da obra de Nijkamp e Mills, *Handbook of Regional and Urban Economics* (1986).

As bases dos pressupostos empregados nestes modelos podem ser compreendidas na vasta literatura sobre o tema. Pode ser citado, por exemplo, o artigo *"Spatial aglomeration and endogenous growth"*, de Theodore Palivos e Ping Wang [32].

Este trabalho é um detalhado estudo que investiga as razões da aglomeração urbana, propondo um modelo que tem como principal fator explicativo o acúmulo de conhecimento humano. Desta forma, são tratadas questões como: a) a razão da aglomeração espacial no processo de desenvolvimento econômico; b) as razões de algumas cidades apresentarem crescimento enquanto outras estancam ou até regridem; c) os fatores que determinam o tamanho das cidades e as taxas de crescimento dos ingressos regionais; d) a possibilidade de uma cidade conseguir uma alocação socialmente ideal em um ambiente de *laissez-faire*[5]; e) caso contrário, quais as ações governamentais capazes de promover uma eficiente alocação intratemporal na economia local.

Do ponto de vista histórico, os autores afirmam que, inicialmente, os estudos sobre crescimento urbano e regional empregavam modelos que não utilizavam explicitamente a dimensão espacial. Sugerem que foi a partir de Fujita [33], em *"Spatial patterns of urban growth: Optimum and market"* (1976), que cada vez mais atenção passou a ser dada a estudos de aglomeração espacial em ambientes dinâmicos. Também, acrescentam que a maioria dos estudos são baseados no modelo de crescimento de Solow, que, de acordo aos autores, não considera a taxa ótima de crescimento

econômico[6]. Citando também como referência a Kanemoto, em *"Theories of urban externalities"* (1980), mostram que o autor propõe um modelo de crescimento ótimo, onde a dimensão do espaço-estado ideal da cidade é obtida maximizando a soma da diferença entre a utilidade proporcionada por uma ocupação imediata (*"household's instantaneous utility"*) e nível do espaço-estado ideal. Citando outros trabalhos, observam que outros autores utilizam modelos dinâmicos aglomerativos, que explicam o desenvolvimento com base na diferenciação geográfica da produção e da reprodução do capital pela migração de fatores entre centros urbanos.

No seu trabalho, Palivos e Wang desenvolvem um modelo dinâmico de equilíbro geral com iteração espacial no qual o capital humano é a externalidade que representa a força centrípeta de aglomeração. Outros fatores aglomerativos citados na literatura seriam: disponibilidade de bens públicos, economias internas de escala, economias externas de escala, externalidades combinadas em consumo e produção e ganhos em transações com agentes heterogêneos. A interação entre a taxa de

---

[5] *Laissez-faire* é um modelo de ação política caracterizado pela total falta de intervenção governamental.

[6] O modelo de crescimento do professor Solow, *"A Contribution to the Theory Economic Growth"* foi publicado no número de fevereiro de 1956 do Quarterly Journal of Economics. Ele pode ser considerado uma extensão do modelo de crescimento de Domar. Neste último, o produto de uma economia depende exclusivamente do capital investido. A não inclusão da variável trabalho na função de produção, sugere que trabalho e capital estejam sempre considerados em uma proporção fixa. O modelo de Solow propõe uma função de produção explicada por qualquer combinação dos fatores capital e trabalho. A partir de uma série de hipóteses, como: a) uma taxa de investimento proporcional ao produto constante, b) crescimento exponencial do fator trabalho, c) pleno emprego ao longo do período analisado; Solow determina a trajetória ideal para o capital investido (taxa de investimento) em uma economia. A análise das conclusões de Solow, indica que o equilíbrio entre as variações da produção, da taxa de crescimento da força de trabalho, do capital e do trabalho, é mais estável que o determinado anteriormente por Domar.

crescimento econômico e o tamanho da cidade é analisada em dois cenários: a) uma economia planejada na qual o consumo, a acumulação de capital e os padrões de migração são determinados de forma central pelos planejadores; b) uma economia descentralizada na qual as famílias e os produtores individualmente determinam seus níveis de consumo e investimento e os planejadores determinam o tamanho da cidade e da sua população (são citadas medidas restritivas ao crescimento como zoneamento restritivo, limites no número anual de construções, e outras formas de controle migratório). A estrutura espacial adotada no modelo é o de uma cidade circular com a produção concentrada em um CBD (*"Central Business District"* ou distrito central de negócios). Os fatores de formação da cidade são o efeito população, que aumenta o estoque de conhecimento e induz externalidades positivas; e um efeito endógeno de crescimento, que com o aumento do ingresso de capital induz acumulação endógena de conhecimento humano gerando benefícios externos. Palivos e Wang concluem que a taxa de crescimento e o tamanho da cidade (de equilíbrio) são maiores quando é procurado o ótimo social do que em um modelo descentralizado. Este resultado é explicado em função de que no ambiente descentralizado os agentes econômicos não levam em consideração o efeito positivo do acréscimo do capital humano e físico na comunidade como um todo.

2.2.2. Abordagens específicas

Variando o enfoque para a especialização do trabalho, Hesham M. Abdel-Rahman e Ping Wang desenvolvem, no artigo *"Toward a general-*

equilibrium theory of a core-periphery system of cities" [34], um modelo espacial de equilíbrio geral de um sistema centro-periferia de cidades. Neste caso, os autores consideram a heterogeneidade do trabalho (divisão de trabalho), supondo que a periferia produz bens primários enquanto, o distrito central, produtos de alta tecnologia.

O modelo espacial de equilíbrio geral do sistema centro-periferia de cidades proposto por Abdel-Rahman e Wang, apresenta as seguintes características: a) leva em conta a heterogeneidade dos trabalhos, isto é, enquanto a mão-de-obra pouco capacitada cuida da produção de bens primários na periferia, os trabalhadores com alta capacitação produzem bens de alta tecnologia no centro; b) os salários da mão-de-obra pouco capacitada são determinados competitivamente, enquanto os salários de trabalhadores com alta capacitação são definidos através de barganha de Nash[7] simétrica (*"symmetric Nash bargain"*) entre as firmas de alta tecnologia e os próprios trabalhadores; c) observa-se que um sistema de cidades locais se forma competitivamente, e que uma única metrópole pode surgir se as condições externas forem suficientemente favoráveis (uma configuração espacial equilibrada depende de algumas condições de regularidade); d) possibilita o exame da disparidade dos salários do centro e da periferia.

[7] Os modelos de determinação de preços propostos por Nash, se aplicam ao estudo de estruturas imperfeitas de mercado (tais como o oligopólio). Com base na Teoria dos Jogos, Nash mostrou que um jogador obtém seu melhor resultado seguindo sua própria estratégia e independentemente à estratégia dos demais competidores. No caso particular do duopólio, a solução de equilíbrio de Nash-Cournot resultará na combinação das melhores estratégias individuais (da empresa e do trabalhador, no caso).

Também, o trabalho de Abdel-Rahman e Wang pode ser visto como uma primeira tentativa de construir um modelo de equilíbrio geral que possa explicar as recentes tendências de urbanização. Não é o propósito dos autores gerar, endogenamente, a disparidade de salários através da auto-seleção de trabalhadores diferentes. Melhor que isto, procuram explorar as forças fundamentais da estrutura hierárquica de um sistema de cidades dentro de uma estrutura de equilíbrio geral, dada a relação entre o nível de trabalho do centro e da periferia. Em particular, obtém-se uma única metrópole (centro), quando os fatores externos de procura e comparação (*search-and-match*) são suficientemente positivos para os trabalhadores capacitados (parâmetros tais como custos de transporte e custos de formação da cidade podem afetar, por exemplo, as disparidades na economia espacial).

No contexto da economia espacial, é importante especificar a tensão dentro dos setores da cidade: a) há forças aglomerativas levando a uma concentração de população e atividades econômicas; e b) há forças dispersivas resultando em desconcentração. Quando estas forças estão balanceadas na margem, o tamanho equilibrado de cada cidade no sistema espacial centro-periferia é, então, determinado. Segundo os autores, a força aglomerativa na periferia é devida à diminuição do custo médio da infra-estrutura requerida pelo sistema de transporte urbano. Na metrópole, entretanto, há uma força aglomerativa extra quando a migração de trabalho não é seletiva. Como resultado de um aumento na massa de trabalhadores capacitados, a produtividade da cada firma vai aumentar devida a uma melhor combinação de trabalho capacitado e especializado. A única força dispersiva considerada em ambos, centro e periferia, está associada aos

altos custos de transporte diário para o trabalho que resultam da expansão física do tamanho da cidade. A metrópole surge quando o benefício marginal de um tamanho de cidade maior, resultante de uma melhor combinação e redução nos custos per capita de formação da cidade excede os custos marginais, advindos do aumento dos custos de transporte. Finalmente, os autores observam que a configuração final no equilíbrio é caracterizada somente pela especialização do sistema centro-periferia de acordo com as hipóteses básicas adotadas, e que o nível de serviços alcançado no equilíbrio no centro é o mesmo para todos os trabalhadores capacitados de todos os tipos. Quanto às disparidades de salários, concluem que são resultado de parâmetros como o custo do transporte e os custos de formação da cidade.

No artigo *"Expectations-driven spatial flutuations"*, Jordi Galí [35] propõe um modelo espacial dinâmico, baseado em competição monopolística. Este artigo considera também aspectos como a) o retorno e a mobilidade da mão de obra e b) as flutuações espaciais regionais decorrentes de: i) a possibilidade de haver variações na alocação espacial de recursos; ii) a interação entre as decisões de localização (baseadas em expectativas futuras) e a forma como o desenvolvimento econômico (aglomeração) se dá.

No modelo proposto por Galí, as flutuações regionais são explicadas tomando por base a possibilidade de variações na alocação espacial de recursos. Segundo o autor, estas variações mostraram ser função da interação entre a decisão de localização (baseada em expectativas futuras) e das complementaridades[8] macroeconômicas que ocorrem a partir da

[8] Acréscimo de vantagens econômicas (*N.A.*).

presença de migrações locais. Como extensão desta análise foi utilizada uma 'estrutura de horizonte infinito', o que permitiu focalizar as flutuações espaciais estacionárias. Ainda, foi introduzida no modelo a competição monopolística, cuja fonte de aglomeração econômica são os retornos e a procura por diversidade de mercadorias. Como fatores de deseconomia[9] foram citados a alta nos preços de arrendamento, de aluguéis residenciais e custos de transporte. O autor destaca a singularidade do modelo em tratar explicitamente as expectativas (numa estrutura dinâmica explícita com expectativas racionais[10]), além de incluir aspectos importantes encontrados na literatura para caracterizar as mudanças na alocação espacial no decorrer do tempo.

O trabalho utiliza um modelo do tipo OLG (*overlapping-generations*) tendo como principal característica a irreversibilidade na decisão de localização tomada por um agente no início de sua vida. Esta decisão determinará, no futuro, a disponibilidade de mercadorias a esse agente e a aceitabilidade do mercado à oferta de seus serviços.

Galí concluiu que existe a possibilidade de ineficiência no equilíbrio mesmo na ausência de flutuações espaciais desnecessárias, como conseqüência de um comportamento não competitivo entre as firmas e da presença de um número infinito de consumidores Ainda sustenta que as flutuações regionais são fruto da interação entre decisões de localização (baseadas em expectativas futuras) e do tipo de aglomeração econômica.

---

[9] Desvantagens econômicas, desestímulo (*N.A.*).

[10] Abordagem econômica difundida através dos trabalhos de Lucas e Sargent ao redor de 1980. A idéia fundamental é a de que os agentes econômicos são capazes de criar 'respostas' às iniciativas governamentais. Com isto, os resultados obtidos através de modelos tradicionais podem ter alteradas suas soluções e as suas trajetórias (*N.A.*).

Acrescenta por último que são possíveis várias extensões para o modelo, como por exemplo: incluir a possibilidade de comércio entre localizações; permitir a mobilidade de mão de obra de trabalhadores sujeitos a um ajuste de custo; desenvolvimento de uma metodologia para estimar e caracterizar o componente não fundamental das flutuações espaciais.

Os conceitos de economia regional e urbana permitem a criação de modelos de controle do crescimento urbano, como em Sakashita [36], *"An economic theory of urban growth control"*. Holtz-Eakin [37] propõe um modelo de expansão da infra-estrutura urbana, em *"Infrastructure in a structural model of economic growth"*. Ainda na linha de controle, Lindsey II desenvolve um modelo de equilíbrio em sistemas espaciais, no trabalho *"Equilibrium with agglomeration economies"* [38].

Em *"When is a move a migration?"*, Zax [39] propõe um modelo para explicar a mobilidade inter e intra-regional. No trabalho, Zax reafirma o conceito de migração, como "quando o trabalhador deixa seu mercado residencial-laboral para se realocar em outro". Investiga também as razões que levam a este comportamento.

No estudo específico da localização comercial e industrial, grande parte dos modelos existentes empregam extensões do modelo de Hotelling [40], em *"Stability in Competition"*. O trabalho de Hotelling pode ser considerado a base dos modelos de localização do produtor e foi também empregado para a modelagem da carga comercial, desenvolvida no Capítulo 3.

Boyer [41], em *"Location distortions under incomplete information"*, considera um modelo de competição espacial entre duas empresas, onde a informação a respeito da localização do concorrente é considerada uma

variável relevante. Através de um modelo probabilístico, analisa a estratégia pura de equilíbrio e observa como a informação incompleta atua sobre os possíveis locais de implantação das empresas e a diferenciação dos seus produtos.

A construção do modelo de localização de consumidores elétricos que será desenvolvida no Capítulo 3, emprega vários dos conceitos e dos resultados apresentados nestes trabalhos. Como será visto mais adiante, a previsão espacial de carga emprega em grande quantidade o conhecimento derivado da Economia Regional e Urbana.

CAPÍTULO 3

MODELO DE SIMULAÇÃO DA EXPANSÃO ESPACIAL DE CARGA

3.1 Aspectos gerais

O modelo de simulação de expansão de carga proposto utiliza os conceitos e as aplicações da teoria dos pólos urbanos e de uso do solo, mencionados no Capítulo 2. Entretanto, a expansão da carga é simulada de forma dinâmica, alterando a cada período de tempo considerado as condições para a localização de novas unidades de carga. Assim, a geometria do mercado em um certo instante é determinada por um algoritmo que atua de forma contínua, de maneira a gerar uma seqüência de espaço-estados que representam a configuração do sistema de distribuição naquele instante. A formação da geometria do espaço que representa a densidade de carga, efetuada a partir de um algoritmo que se repete indefinidamente, é um processo semelhante ao da formação de um fractal. Modelos que consideram a geometria do caos para explicar a dinâmica populacional no espaço são empregados na economia urbana, como pode ser visto em Nijkamp [42].

Além disto, como sugerido em [20, 21], existe uma componente que atua no sentido inverso do pólo urbano e que promove uma redistribuição das cargas de locais densos para locais esparsos, emulando o fenômeno da migração urbana [39].

Desta forma, o modelo proposto pode ser classificado como um modelo dinâmico de expansão de carga baseado na teoria dos pólos urbanos. Contudo, diferentemente dos modelos policêntricos, cada unidade de carga atua como um pólo urbano, atraindo novos consumidores na proporção direta da sua demanda. Esta característica o diferencia de outros modelos e é importante para garantir a dinâmica do processo evolutivo em um espaço quase contínuo.

De modo genérico, o algoritmo é implementado a partir de uma função que agrega uma componente determinística relacionada com a atração exercida por uma carga individual, considerada como um pólo independente, e uma componente aleatória que expressa a probabilidade desse pólo não exercer seu poder de atração. Desta forma, o modelo atua intrinsecamente com múltiplos pólos. Na verdade, com tantos pólos quanto unidades de carga existem num determinado instante.

Os modelos de expansão de carga baseados em pólos urbanos citados em [20, 21, 25 e 26], contudo, modelam apenas a expansão de carga residencial. As leis de formação e as leis de influência de outros tipos de carga, como as cargas comerciais e as cargas industriais, apresentam características particulares.

A modelagem da localização de cargas comerciais, por exemplo, requer que sejam considerados aspectos importantes como: a) a existência de um mercado consumidor de bens e serviços; b) a localização desse mercado; c) os efeitos da concorrência exercida por outros estabelecimentos comerciais [40, 41]. Estes aspectos podem ser atendidos, em grande parte, empregando conceitos de atração e de repulsão presentes na modelagem de carga residencial.

Na modelagem da localização de cargas industriais foi também seguida, basicamente, a idéia dos pólos urbanos. Contudo, de maneira diferente à dos outros tipos de carga, a possibilidade da ação governamental foi considerada de forma explícita [36]. Esta ação se manifesta no modelo mediante duas componentes: a) o coeficiente de implementação e b) o coeficiente de planejamento. O coeficiente de implementação se relaciona com os esforços governamentais na atração de unidades industriais para a sua região de atuação. Já o coeficiente de planejamento representa a política governamental de ocupação do solo. Desta forma, ao considerar estas externalidades, a localização de cargas industriais passa a apresentar uma menor endogeneidade na determinação do tempo e do espaço, em comparação às modelagens das cargas residencial e comercial.

Em relação ao tratamento da carga no domínio temporal, é efetuado, em [43], um estudo a respeito da natureza de um conjunto de dados de carga reais. Trata-se de verificar se o processo que origina as curvas de carga contém intrinsecamente algumas regularidades e, caso existam, onde podem ser detectadas. Ainda, é investigado se o processo apresenta não periodicidades quanto a amplitude das freqüências que as caracterizam. A distinção entre estes dois tipos de comportamento, em última instância, corresponde à diferenciação dos processos quanto à natureza regular ou caótica dos dados e serve para determinar o ritmo de entrada de novas unidades de carga no mercado elétrico. Alguns destes aspectos serão abordados na seção seguinte.

3.2 Considerações sobre a evolução da carga no domínio temporal

Em [43] são analisadas várias séries de dados de carga, que correspondem ao mês de janeiro de 1994 e se referem a nove regiões elétricas da CEMIG. Estudos deste tipo podem ser efetuados no domínio das freqüências, tentando parametrizar o comportamento destes sinais através de ferramentas de análise clássica, como a transformada rápida de Fourier (FFT), ou ainda, estudar a correlação serial via análise entre sinais defasados temporalmente. Estas ferramentas têm a finalidade de detectar regularidades nos dados e posteriormente aplicar estas informações na previsão de carga para um certo horizonte de tempo. A análise que foi efetuada, contudo, foi baseada nos mecanismos de quantificação de um processo caótico, que basicamente podem ser resumidos no cálculo dos coeficientes de Lyapunov e a verificação do espectro de potência. Estes parâmetros têm a finalidade de analisar a dinâmica do sistema [44, 45].

Para o cálculo dos coeficientes de Lyapunov, os sinais foram desestacionalizados quanto às suas variações diárias, semanais e residuais. Isto permitiu construir as curvas de sensibilidade às condições iniciais e o resultado quanto aos expoentes de Lyapunov, como mostra a Fig. 3.1.

Através das ferramentas utilizadas, pode se verificar que os dados analisados apresentavam dados predominantemente regulares.

Contudo, os resultados obtidos calculando os expoentes de Lyapunov, devem ser encarados com reserva, uma vez que a análise da qualidade do ajustamento das exponenciais aos conjuntos que representam as curvas de dependência às condições iniciais (DCI) indica que a correlação é fraca.

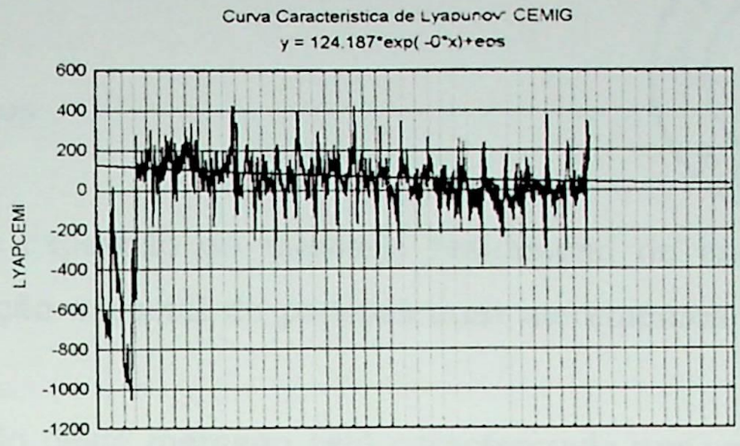


Fig. 3.1 Curva característica para o Expoente de Lyapunov para a CEMIG (todas as regiões)

Por esta razão foi efetuada também análise espectral para os dados da CEMIG. Os resultados, neste caso, mostraram um comportamento regular (com coincidência quanto à repetição de movimentos) variando apenas a ordem em que estes são mais freqüentes.

3.3 O Simulador de expansão do mercado consumidor de energia elétrica

Os modelos empregados para descrever as leis de localização de cargas residencial, comercial e industrial são detalhados a seguir, de forma separada. Posteriormente, os efeitos gerados por cada um dos três tipos de carga são estudados em conjunto, a partir de uma série de exemplos produzidos por um algoritmo desenvolvido com esta finalidade.

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - EFEI
Biblioteca MAUÁ BIM

3.3.1 Modelagem da carga residencial

3.3.1.1 Fundamentos

O modelo de expansão do mercado residencial de energia elétrica, gera uma distribuição espacial de padrões com incrementos periódicos no tempo.

A configuração deste mercado está caracterizada por um conjunto de pontos no espaço, cuja distribuição depende de três fatores fundamentais:

a. simples acaso;
b. atração de massa pesada, forte, ou, simplesmente, atração;
c. atração de massa leve (migração);

O tamanho dos padrões que formam a desordem espacial são homogêneos (iguais) e a forma em que dão origem à distribuição no espaço pode ser entendida observando as idéias expostas a seguir.

A modelagem do efeito casual é efetuada adotando-se uma função de probabilidade uniforme no espaço bidimensional. Como será detalhado mais adiante, o efeito casual compõe uma função junto ao efeito da atração pesada. Estes efeitos, denominados componente aleatória e componente determinística, tem sua participação ponderada em função de uma combinação linear dos seus pesos.

A modelagem da atração pesada, ou simplesmente, da atração, leva em consideração a indução provocada pela existência no espaço de outros pontos, de tal forma que sua presença torna mais provável a localização de

novos pontos quanto mais próximo se estiver deles. Esta idéia pode ser melhor compreendida através do seguinte exemplo.

Seja o espaço $\Re^2$ com os elementos de coordenadas (0,2; 0,2), (0,5; 0,4) e (0,6; 0,8). Na Fig. 3.2 pode ser observada a distribuição espacial destes pontos e seu campo de influência (ou de atração).

As áreas concêntricas em torno aos pontos de carga existentes mostram a maior ou menor atração exercida ao longo do espaço. Esta atração representa a propensão à localização de um novo consumidor residencial. Se esta propensão for tratada em termos de probabilidades, então a probabilidade da sua localização dependerá do acaso, da atração exercida pelo conjunto dos elementos em $\Re^2$ e da atração de certos sub-espaços do espaço geral.

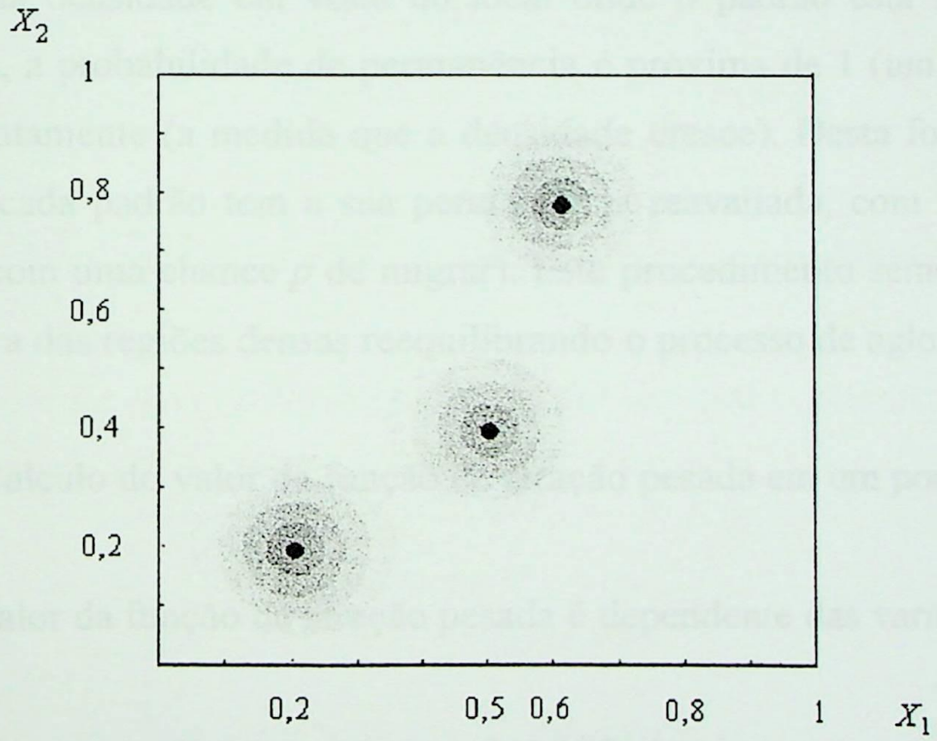


Fig. 3.2 Pontos no espaço $\Re^2$ e atração exercida pelos elementos

A última componente do modelo de localização de cargas residenciais foi denominada força de atração leve. Está relacionada com o fenômeno da mudança na localização de pontos de carga motivada pela migração de consumidores residenciais para outros sub-espaços do espaço geral [39]. Esta componente atua em sentido inverso à atração forte. Enquanto esta última privilegia a aglomeração de pontos de carga em regiões densas, o atrator leve os "empurra" de regiões densas para locais distantes desses sub-espaços. Entretanto, estas forças contrárias não chegam a se neutralizar, uma vez que a taxa de incremento do atrator forte é maior que a do atrator leve.

A modelagem da migração de pontos de carga é efetuada baseada na idéia de probabilidade de permanência. Esta probabilidade é uma função inversa da densidade em volta do local onde o padrão está situado. Em princípio, a probabilidade de permanência é próxima de 1 (um) e decresce muito lentamente (a medida que a densidade cresce). Desta forma, a cada iteração cada padrão tem a sua permanência reavaliada, com uma chance 1-p (ou com uma chance p de migrar). Este procedimento semeia atratores fortes fora das regiões densas reequilibrando o processo de aglomeração.

3.3.1.2 Cálculo do valor da função de atração pesada em um ponto

O valor da função de atração pesada é dependente das variáveis

$$A(x) = f(M, \delta, d)$$

onde M é a intensidade máxima do campo; d a distância entre o ponto de carga (c) e um valor qualquer, (x), isto é, (c-x) no espaço unidimensional, X) e $\delta = \frac{\partial A}{\partial d}$.

A Fig. 3.3 mostra a atração de campo exercida por um único ponto no espaço bidimensional. Observe que a máxima atração corresponde ao local onde o padrão está situado, enquanto a atração torna-se nula para $\frac{M}{\delta}$.

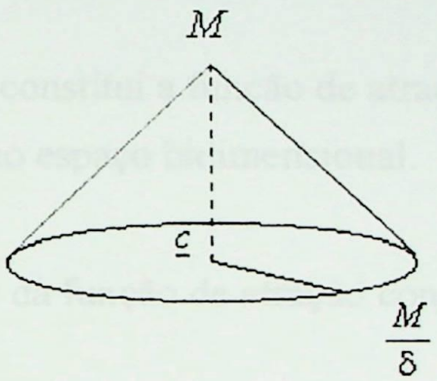


Fig. 3.3 Campo de atração de um consumidor residencial no $\Re^2$

O valor de $A(x)$ (atração produzida por um ponto genérico no espaço $\Re^1$) dados c, M e δ, é obtido fazendo

$$A(x) = \begin{cases} 0 & para\ \ c + \frac{M}{\delta} < x < c - \frac{M}{\delta} \\ M - \delta|c - x| & em\ outros\ casos \end{cases}$$

no espaço $\Re^2$, x e c são vetores na forma

$$\underline{x} = \begin{vmatrix} x_1 \\ x_2 \end{vmatrix} \quad e \quad \underline{c} = \begin{vmatrix} c_1 \\ c_2 \end{vmatrix}$$

então resulta

$$A(\underline{x}) = \begin{cases} 0 & para \ \|\underline{x} - \underline{c}\| \geq \dfrac{M}{\delta} \\ M - \delta \bullet \|\underline{x} - \underline{c}\| & em \ outros \ casos \end{cases}$$

Desta forma, $A(\underline{x})$, constitui a função de atração pesada ou forte gerada por um ponto de carga no espaço bidimensional.

3.3.1.3 Cálculo do valor da função de atração conjunta

Como foi visto na seção anterior, dado c, M e δ, é possível obter o valor da função de atração, $A(\underline{x})$ para um ponto em particular, no espaço delimitado por $x_{min} < x < x_{max}$.

Se forem considerados vários pontos neste espaço, situados em locais distintos, haverá várias funções de atração, correspondentes aos locais onde os pontos estão situados. Genericamente, se M e δ forem considerados constantes, tem-se

$$A(x1) = f(c)$$

Desta forma, a função de atração para todos os pontos (n) é calculada

$$f_A(x1) = \sum_{i=1}^{n} A_i(x1)$$

No espaço unidimensional discreto[1], tem-se uma matriz que corresponde aos vetores $\underline{A}$ em cada ponto[2]

$$A = \left| a1 \quad a2 \quad a3 \quad \cdots \quad aj \quad \cdots \quad am \right|$$

onde m é o número de valores que $\underline{A}$ pode assumir no espaço discreto.

Então

$$\underline{\underline{A}} = \begin{vmatrix} a11 & a12 & a13 & \cdots & a1j & \cdots & a1m \\ a21 & a22 & a23 & & \vdots & & \vdots \\ a31 & a32 & a33 & & & & \\ \vdots & & & \ddots & & & \\ ai1 & & & & aij & & aim \\ \vdots & & & & \vdots & \ddots & \\ an1 & an2 & an3 & \cdots & anj & \cdots & anm \end{vmatrix}$$

onde a_{ij} é o valor da função de atração do ponto i na posição j.

Ainda,

---

[1] Todo o desenvolvimento nesta seção corresponde ao espaço $\Re^1$. As idéias são facilmente estendidas ao $\Re^2$.

[2] Está sendo omitida a letra x na notação da função de atração, por simplicidade.

$$fA_1 = \sum_{i=1}^{n} a_{i1}, \quad fA_2 = \sum_{i=1}^{n} a_{i2} \quad \cdots \quad fA_m = \sum_{i=1}^{n} a_{im}$$

são os valores da função de atração conjunta em todos os pontos do espaço discreto (correspondem à soma das colunas da matriz $\underline{\underline{A}}$).

É interessante normalizar os valores de $\underline{f_A}$, de forma que a soma dos elementos do vetor seja igual a um.

Deste modo, o valor j normalizado resulta

$$\bar{f}_{Aj} = \frac{fA_j}{\sum_{j=1}^{m} fA_j} = \frac{\sum_{i=1}^{n} a_{ij}}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} a_{ij}}$$

e o vetor $\underline{\bar{f}_A}$ representa os valores da função de atração normalizados.

3.3.1.4 Modelagem da componente aleatória

A componente aleatória gera uma distribuição uniforme no espaço d-dimensional que representa a probabilidade da componente de atração não explicar a distribuição espacial das cargas residenciais.

No espaço unidimensional, o vetor da componente aleatória ($\underline{f_R}$) é igual a

$$\underline{fR} = \left| r1 \quad r2 \quad r3 \quad \cdots \quad rj \quad \cdots \quad rm \right|$$

analogamente à função de atração, o valor normalizado da função em um ponto é obtido fazendo

$$\bar{r}_j = \frac{r_j}{\sum_{j=1}^{m} r_j}$$

e $\underline{\bar{f}_R}$ é o vetor normalizado da função aleatória.

3.3.1.5 Funções de atração e aleatória reunidas: função geradora de desordem espacial ou função de atração composta

A função geradora de desordem espacial, ou função de atração composta, resulta da combinação linear da função de atração conjunta e da função aleatória. Desta forma

$$\underline{\bar{f}_{AR}} = \underline{\bar{f}_A} + \rho . \underline{\bar{f}_R}$$

onde $0 < \rho < 1$ é o peso da componente aleatória na função geradora de desordem espacial conjunta

$$\underline{\bar{f}_{AR}} = | \underline{\bar{f}_{AR1}} \ . \ \underline{\bar{f}_{AR2}} \ \ldots \ \underline{\bar{f}_{ARm}} |$$

Finalmente, a função de atração acumulada correspondente é obtida fazendo

$$F_{ARj} = \sum_{k \leq j} f_{ARk}$$

Esta é a função empregada para determinar a localização de uma nova carga, a partir de uma função de probabilidade uniforme no eixo das abscissas.

3.3.1.6 O processo de simulação do crescimento da carga residencial no espaço (dinâmica da localização de novas cargas residenciais)

Pelo que foi exposto, a probabilidade associada a um novo elemento no espaço está vinculada às condições existentes imediatamente antes da sua aparição (iteração anterior). Do ponto de vista dos pontos de carga que serão inseridos, pode-se afirmar que a sua posição do espaço depende das condições iniciais existentes. Entretanto, uma vez situados estes pontos de carga, as condições iniciais para a localização de um novo conjunto de pontos de carga terão mudado em função da posição do conjunto anterior. Desta forma, o processo é realimentado (como é mostrado na Fig. 3.4), até

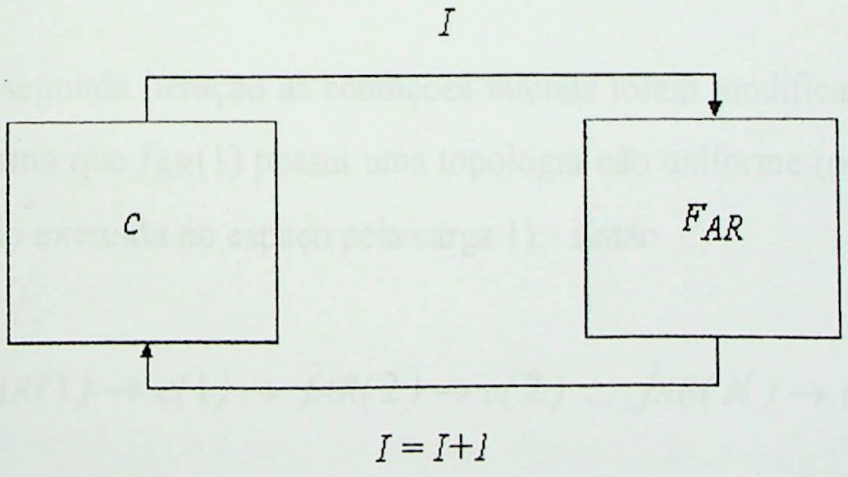


Fig. 3.4 Processo de simulação de cargas residenciais

que o número de iterações correspondente ao horizonte da simulação seja alcançado.

A função geradora de desordem espacial composta normalizada é construída de forma a

$$\sum f_{AR} = 1$$

ainda

$$\bar{f}_{AR}(I) = f(c(I-1))$$

e

$$c(I) = f(\bar{f}_{AR}(I))$$

Se as condições iniciais da simulação forem tais que $n = 0$ (espaço vazio), então na iteração 1 ($I = 0$) tem-se

$$\bar{f}_{AR}(0) \rightarrow rand \rightarrow c(0)$$

Na segunda iteração as condições iniciais foram modificadas por $c(1)$ de tal forma que $f_{AR}(1)$ possui uma topologia não uniforme (pela presença da atração exercida no espaço pela carga 1). Então

$$\bar{f}_{AR}(1) \rightarrow c(1) \rightarrow \bar{f}_{AR}(2) \rightarrow c(2) \ \ldots \ \bar{f}_{AR}(N) \rightarrow c(N)$$

com N iterações.

Voltando à função geradora de desordem espacial composta normalizada, a cada iteração, o valor de $\underline{\bar{f}AR}$ em cada ponto é modificado, como mostra o Quadro 3.1.

p	$\underline{\bar{f}AR}$	Intervalo
1	$\bar{f}AR1$	$0 \rightarrow \bar{f}AR1$
2	$\bar{f}AR2$	$\bar{f}AR1 \rightarrow \bar{f}AR2$
⋮	⋮	⋮
m	$\bar{f}ARm$	$\bar{f}ARm-1 \rightarrow \bar{f}ARm$

Quadro 3.1 dinâmica da função de atração composta

Resumindo, na iteração I tem-se

$$rand(I) \rightarrow \bar{f}ARi-1(I) < rand(I) \leq \bar{f}ARi(I) \rightarrow pi(I) \rightarrow ci(I)$$

3.3.1.7 A Função de Atração Leve ou Atrator Leve: modelagem da migração

Foi exposto que a função de atração leve funciona baseada na idéia de probabilidade de permanência.

A probabilidade de permanência avalia a chance de um ponto de carga guardar a sua posição no espaço. Em princípio, esta probabilidade é considerada elevada (por exemplo, acima de 0,9) e varia conforme a densidade na região circundante ao elemento. A densidade é definida, neste caso, como

$$D = \frac{n}{u}$$

onde D é a densidade; n o número de pontos de carga e u a unidade dimensional.

Como o número de padrões varia a cada iteração, a densidade e, por conseqüência, a probabilidade de permanência de cada padrão, é alterada em cada iteração. Desta forma, a probabilidade de permanência da carga i na iteração I pode ser calculada pela equação

$$P_i(I) = 1 - \gamma . \overline{D}_i(I)$$

A densidade normalizada pode ser calculada por

$$\overline{D}_i = \frac{D_i}{D_{max} - D_{min}}$$

de forma que $0 \leq \overline{D} \leq 1$.

O lado direito do fluxograma apresentado na Fig. 3.7 mostra como é "decidida" a migração de um padrão, de acordo com a regra

a. $rand < p \rightarrow$ não migra
b. $rand > p \rightarrow$ migra

sendo que p atua em uma área próxima ao local onde o padrão (c) está situado.

A definição desta área é efetuada dependendo do tratamento dimensional adotado:

a. discreto: células próximas ao padrão;
b. contínuo: área próxima (círculo de raio r)

Exemplo Ilustrativo

Neste exemplo simples são ilustradas as etapas que levam à determinação da função de atração composta, a partir dos pontos mostrados na Fig. 3.2, no espaço $\Re^1$.

Foram adotados os valores $M = 1$, $\delta = 0{,}5$ e $0 \leq x \leq 1$.

Então, na Fig. 3.5, tem-se uma representação da soma do termo aleatório (área hachurada) com o termo de atração de cada elemento (área delimitada pela linha cheia).

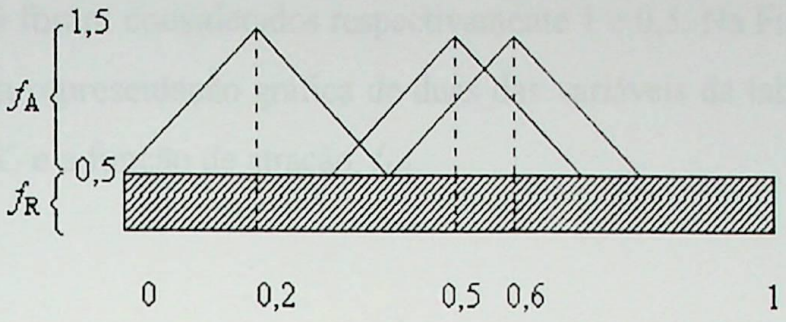


Fig. 3.5 Termo aleatório e influência isolada dos atratores no espaço $\Re^1$

O efeito combinado de cada um dos elementos pode ser observado no Quadro 3.2

X	p_1	p_2	p_3	$f_A=\Sigma p$	f_R	f_{AR}	F_{AR}
0	0	0	0	0	0,5	0,5	0,5
0,05	0,25	0	0	0,25	0,5	0,75	1,25
0,1	0,5	0	0	0,5	0,5	1	2,25
0,15	0,75	0	0	0,75	0,5	1,25	3,5
0,2	1	0	0	1	0,5	1,5	5
0,25	0,75	0	0	0,75	0,5	1,25	6,25
0,3	0,5	0	0	0,5	0,5	1	7,25
0,35	0,25	0,25	0	0,5	0,5	1	8,25
0,4	0	0,5	0	0,5	0,5	1	9,25
0,45	0	0,75	0,25	1	0,5	1,5	10,75
0,5	0	1	0,5	1,5	0,5	2	12,75
0,55	0	0,75	0,75	1,5	0,5	2	14,75
0,60	0	0,5	1	1,5	0,5	2	16,75
0,65	0	0,25	0,75	1	0,5	1,5	18,25
0,7	0	0	0,5	0,5	0,5	1	19,25
0,75	0	0	0,25	0,25	0,5	0,75	20
0,8	0	0	0	0	0,5	0,5	20,5
0,85	0	0	0	0	0,5	0,5	21
0,9	0	0	0	0	0,5	0,5	21,5
0,95	0	0	0	0	0,5	0,5	22
1	0	0	0	0	0,5	0,5	22,5

Quadro 3.2 resultados parciais da aplicação do algoritmo de localização de carga residencial

Os valores de α e de ρ (pesos da função de atração e da função aleatória) foram considerados respectivamente 1 e 0,5. Na Fig. 3.6 pode ser vista uma representação gráfica de duas das variáveis da tabela anterior, o espaço, X, e a função de atração, f_{AR}.

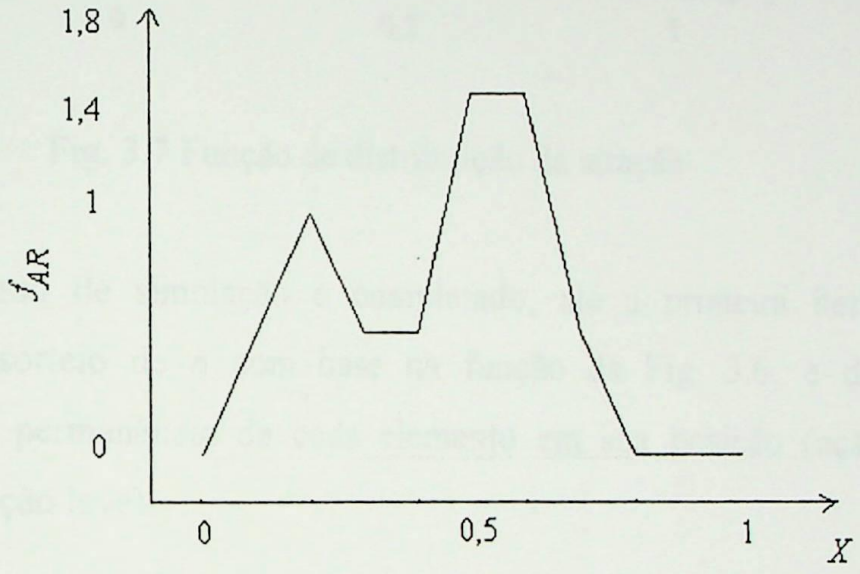


Fig. 3.6 Função de densidade para o exemplo geral, após I=1

Na Fig. 3.7 é representada a função de distribuição, empregada para determinar a localização das cargas residenciais durante a simulação.

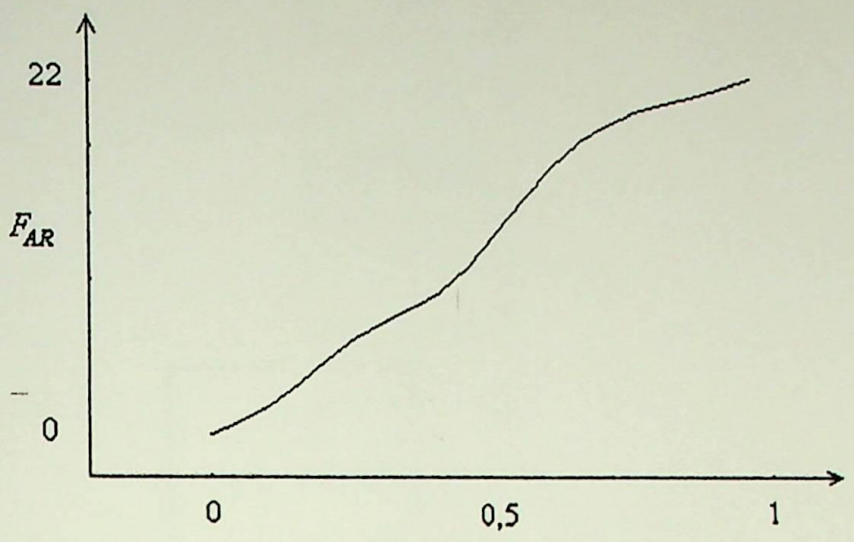


Fig. 3.7 Função de distribuição da atração

O processo de simulação é completado, até a primeira iteração, efetuando o sorteio de n com base na função da Fig. 3.6, e depois verificando a permanência de cada elemento em sua posição (ação da função de atração leve).

3.3.1.8 Funcionamento do modelo de localização de cargas residenciais

A rotina de localização de cargas residenciais mostrada na Fig. 3.8, apresenta a implementação dos conceitos de atração forte composta, atração leve e migração.

Os dados de entrada necessários para gerar um cenário de consumidores residenciais são: M, δ, x, I, n e ρ. A saída mostra a distribuição de pontos de carga ao longo do espaço.

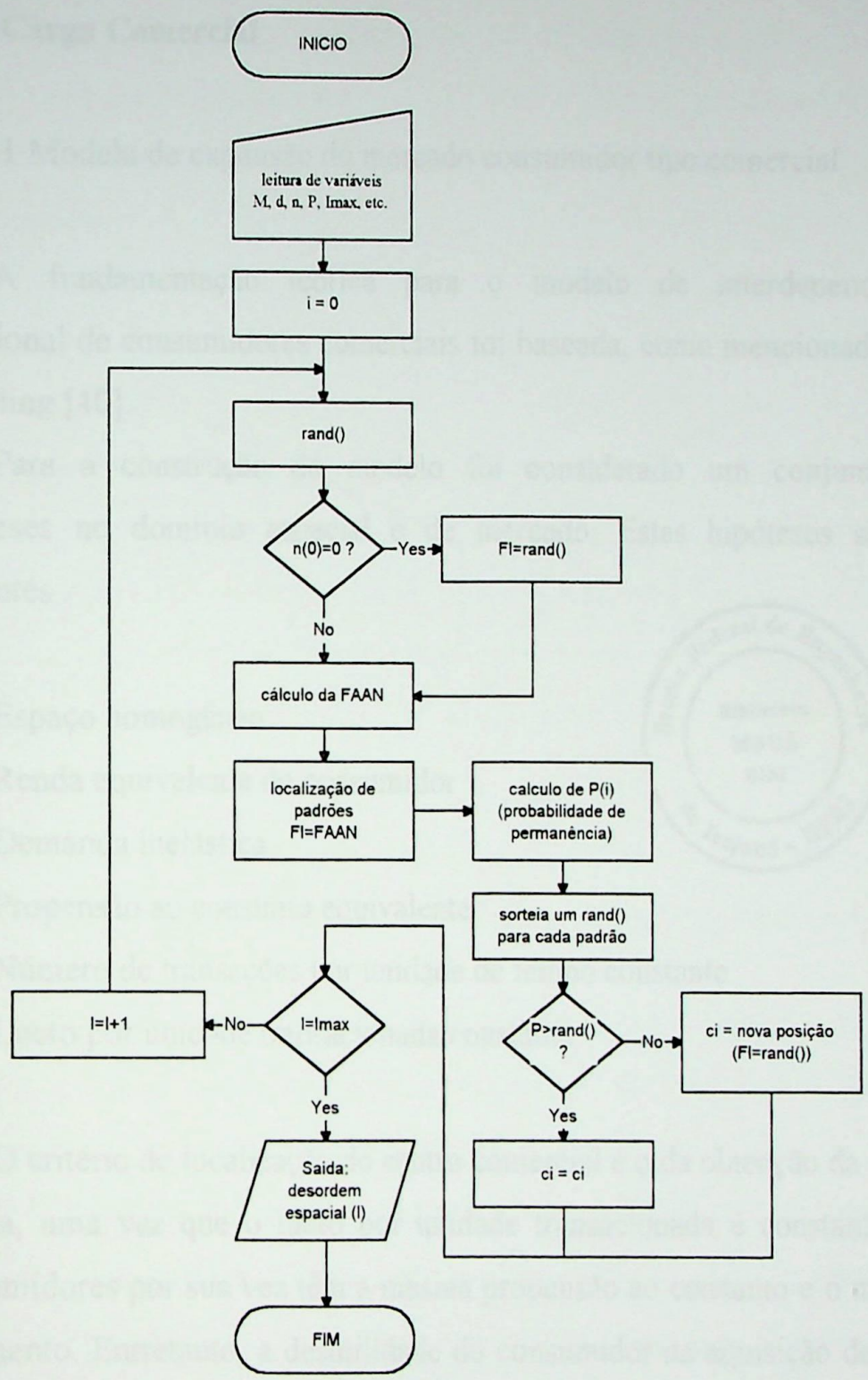


Fig. 3.8 Fluxograma do modelo dinâmico de simulação da expansão de carga residencial

3.3.2 Carga Comercial

3.3.2.1 Modelo de expansão do mercado consumidor tipo comercial

A fundamentação teórica para o modelo de interdependência locacional de consumidores comerciais foi baseada, como mencionado, em Hotelling [40].

Para a construção do modelo foi considerado um conjunto de hipóteses no domínio espacial e de mercado. Estas hipóteses são as seguintes

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - EFEI
Biblioteca MAUÁ BIM

a. Espaço homogêneo
b. Renda equivalente do consumidor
c. Demanda inelástica
d. Propensão ao consumo equivalente
e. Número de transações por unidade de tempo constante
f. Lucro por unidade transacionada constante

O critério de localização do centro comercial é o da obtenção da maior receita, uma vez que o lucro por unidade transacionada é constante. Os consumidores por sua vez têm a mesma propensão ao consumo e o mesmo orçamento. Entretanto, a desutilidade do consumidor na aquisição de cada unidade do bem depende do custo unitário do bem e do custo de transporte do mesmo até o local onde o consumidor está localizado. Portanto, a distância até o centro comercial funciona como um desestímulo ao consumo, diminuindo a receita do mesmo, como mostrado na Fig. 3.9.

Nela, C_i representa o i-ésimo consumidor, cuja localização é X_i. P é o centro comercial (localização X_p), K é o custo de produção do bem transacionado e d_i indica a distância entre o consumidor i e o local de abastecimento.

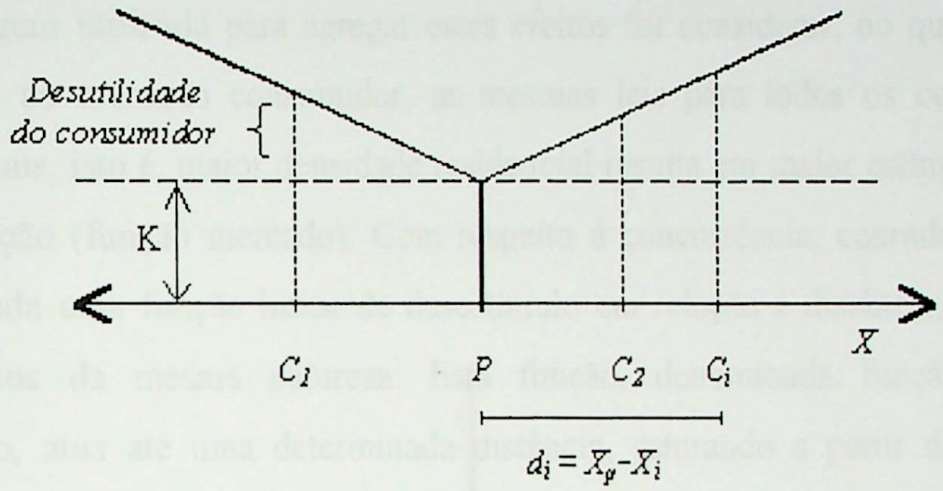


Fig. 3.9 Distribuição no $\Re^1$ de consumidores atendidos por um produtor

Admitindo que para garantir aos consumidores o mesmo estímulo à compra, o centro comercial decide se encarregar do transporte do produto até o consumidor, pelas hipóteses adotadas, a localização ideal do centro estará no local que lhe garantir menor custo operacional, entendido como a soma de cada produto transacionado e transportado até o consumidor. Assim, $CT_i = f(K, d_i)$. Admitindo que o custo do transporte varie com o quadrado da distância, a localização ideal da unidade produtora ocorre para $X_p^* = \overline{X}$.

Desta forma, o modelo de localização de cargas comerciais inicia situando o primeiro consumidor comercial no centro gravitacional do

espaço de consumidores residenciais. Entretanto, uma vez localizado o primeiro consumidor comercial, considera-se que outro consumidor comercial que transacione o mesmo tipo de bens, exercerá concorrência ao já existente. Desta forma, como o primeiro comércio já está localizado, cabe ao segundo decidir a localização mais vantajosa, considerando os efeitos da concorrência e do mercado consumidor residencial. A modelagem utilizada para agregar estes efeitos foi considerar, no que diz respeito ao mercado consumidor, as mesmas leis para todos os centros comerciais, isto é, maior densidade residencial resulta em maior estímulo à localização (função mercado). Com respeito à concorrência, contudo, foi imaginada uma função linear de desestímulo em relação à distância, para comércios da mesma natureza. Esta função, denominada função de repulsão, atua até uma determinada distância, saturando a partir de um determinado ponto. A Fig. 3.10 mostra este efeito no $\Re^2$.

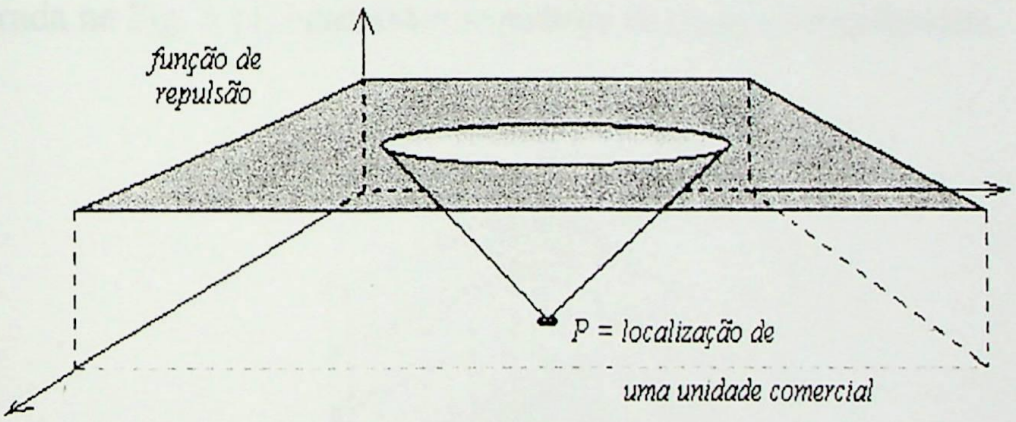


Fig. 3.10 Efeito da função de repulsão sobre a localização de novas unidades comerciais

Desta forma, após o estabelecimento da primeira unidade comercial, a localização das unidades subsequentes é efetuada então com base numa função de probabilidade composta pela função de mercado (consumidores

residenciais) e pela função de repulsão, que é modelada pelos comércios existentes. Para medir os efeitos da função mercado, foi empregada a função de atração residencial definida no item 3.2.1. Finalmente, a função de probabilidade para localização comercial é considerada

$$Função\ de\ probabilidade\ de\ localização\ comercial = \begin{bmatrix} função\ de\ atração \\ - \\ função\ de\ concorrência \end{bmatrix}$$

3.3.2.2 Exemplo do comportamento da função de concorrência

a) Configuração inicial do mercado consumidor

A simulação foi efetuada tomando como base a configuração espacial mostrada na Fig. 3.11, onde todos os padrões de carga são residenciais.

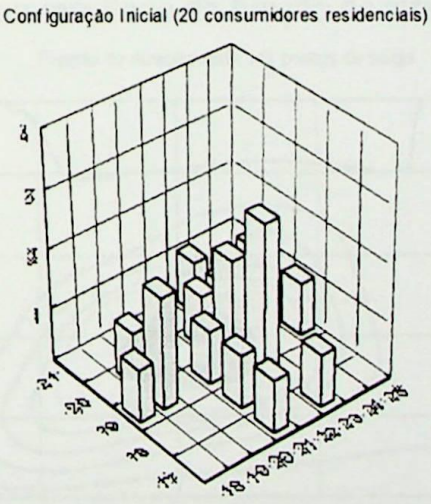


Fig. 3.11 Cenário inicial de demanda

b) Parâmetros empregados na simulação

M = 2 (valor máximo de *fa*)

K = 2 (constante de proporcionalidade entre Mb e Ma)

f = 20 (inverso do ritmo de entrada de cargas tipo b)

d = 1 (inclinação da reta de *fa)*

np = 50 (numero de pontos em cada eixo)

p = 0,10 (peso randômico)

m = 0,30 (probabilidade de migração)

inclconc =0,5 (inclinação da função de concorrência)

Foram acrescidos 121 novos pontos de carga. Pelo ritmo fixado para a entrada de padrões comerciais, a configuração final mostra 114 cargas residenciais e 7 cargas comerciais.

c) Aspecto gráfico das funções de atração, concorrência e de localização de padrões comerciais

A Fig. 3.12 mostra o resultado da função de atração.

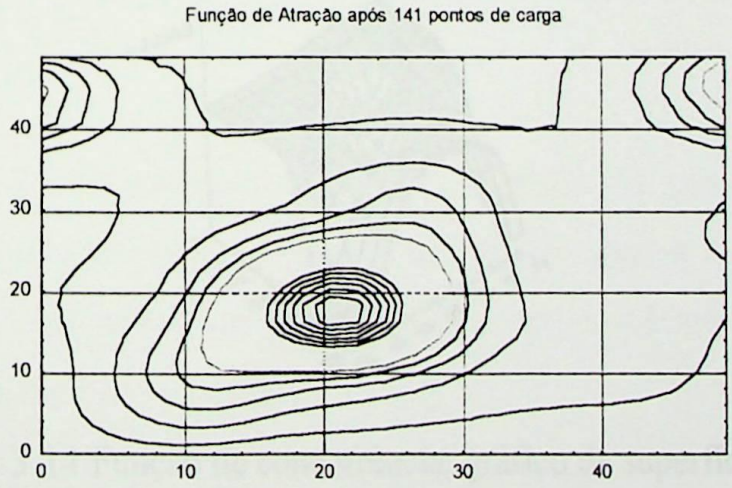


Fig. 3.12 Mapa de nível da função de atração de cargas residenciais

Na Fig. 3.13, a mesma função é mostrada em um gráfico tridimensional.

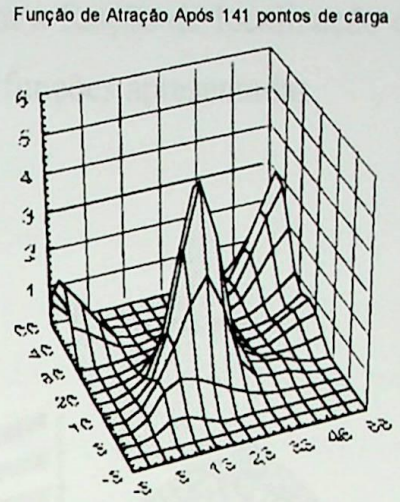


Fig. 3.13 Função de atração, gráfico de superfície

A Fig. 3.14 mostra a função de concorrência.

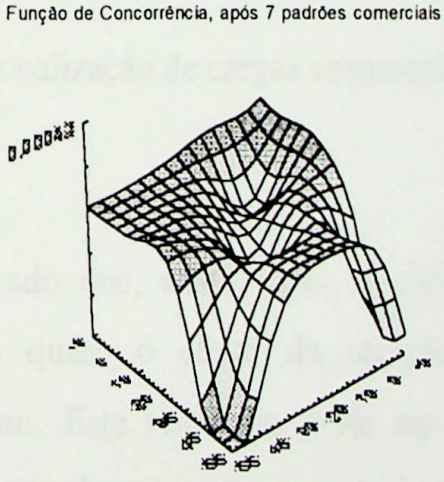


Fig. 3.14 Função de concorrência, gráfico de superfície

Observe-se como os padrões comerciais estabelecidos, através do efeito da concorrência, apontam como áreas mais promissoras aquelas situadas fora dos centros de densidade elevada.

A Fig. 3.15 mostra a função de localização de cargas comerciais, que agrega as últimas duas funções apresentadas.

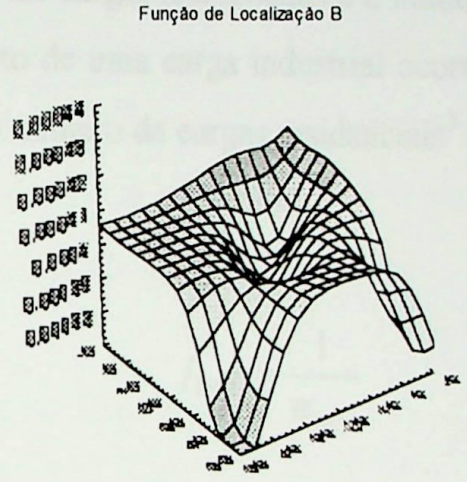


Fig. 3.15 Função de localização de cargas comerciais, gráfico de superfície

Pode ser observado que, neste caso, o efeito da concorrência foi dominante, anulando quase o efeito da atração gerada pela elevada densidade de consumo. Este resultado pode ser compensado alterando (diminuindo) o parâmetro de concorrência.

3.3.3 Modelagem de Carga Industrial

A modelagem da carga industrial é efetuada por intermédio de um conjunto de parâmetros que atuam tanto no domínio temporal quanto no domínio espacial.

De forma análoga à modelagem de carga comercial, a determinação do tempo de localização de cargas industriais é dada por uma função que relaciona o número de cargas residenciais e o número de cargas industriais. Assim, o surgimento de uma carga industrial ocorreria após a acumulação de um determinado número de cargas residenciais[3]. Esta relação é linear no domínio temporal.

$$f_{ind} = \frac{1}{n_{res}}$$

onde: f_{ind} = freqüência de surgimento de cargas industriais e n_{res} = número de cargas residenciais.

Uma vez definido o ritmo de localização de cargas industriais, passam a atuar dois parâmetros que irão determinar quando e onde a carga irá se localizar. Estes parâmetros tentam caracterizar os efeitos da ação governamental no controle do crescimento urbano [36].

[3] Esta relação é derivada da importância que a acumulação de capital público e privado poderiam ter para o desenvolvimento da infra-estrutura regional e do crescimento econômico. Alguns aspectos desta questão são analisados, com bastante detalhe, em [37].

a) *O Coeficiente de Implantação*

O coeficiente de implantação está relacionado com o esforço (fiscal, de infra-estrutura, ou político) das autoridades governamentais na atração de unidades produtoras à sua região de influência. A adoção de políticas de desenvolvimento industrial, mediante à implementação de ações diretas ou indiretas, funciona como um atrator temporal, favorecendo em proporção direta da intensidade destas ações a localização de indústrias. Desta forma, o coeficiente de implantação varia no intervalo $0 \leq \tau \leq 1$, indicando no limite inferior o total desinteresse e desestímulo do poder público na implantação de indústrias e o limite superior o surgimento de uma carga industrial a cada n_{res} cargas residenciais.

b) *O Coeficiente de Localização*

O coeficiente de localização se refere ao planejamento do poder público em relação ao desenvolvimento urbano, particularmente à determinação de áreas específicas para a localização de unidades produtoras ou distritos industriais. O coeficiente de localização varia no intervalo $0 \leq \lambda \leq 1$, sendo que valores mais elevados de λ indicam maior probabilidade de uma carga industrial se localizar numa área destinada exclusivamente a indústrias. Para $\lambda=0$, as unidades produtoras seguiriam os mesmos padrões de localização das cargas residenciais (isto é, seriam regidas pela mesma topologia da função de localização residencial).

c) *A influência da carga Industrial*

Nos modelos de carga residencial e comercial, foi visto que a localização de uma carga deste tipo no espaço, influencia a localização de cargas subsequentes da mesma natureza (seja por indução ou repulsão). Portanto, estes tipos de carga exercem atração no domínio espacial. No modelo que está sendo proposto, as cargas industriais não possuem esta característica. Contudo, exercem atração no domínio temporal. Isto eqüivale a dizer que o ritmo de entrada de cargas residenciais/comerciais é afetado pela implantação de uma indústria, ocorrendo um degrau na função de localização temporal deste tipo de carga. Este degrau seria explicado pela migração decorrente do aumento da oferta de postos de trabalho na região. Com isto, novas cargas exógenas ao modelo são inseridas, alterando a previsão quanto à carga regional total.

3.3.4 Interdependência dos efeitos das cargas

Resumindo a modelagem dos três tipos de carga descritos nos parágrafos anteriores, é possível verificar que cada tipo de carga exerce algum tipo de influência sobre as demais (ou sobre si própria) no domínio espacial ou no domínio temporal. O Quadro 3.3 mostra o conjunto de efeitos que interrelacionam as cargas residenciais, comerciais e industriais.

Tipo de carga	Atração no domínio	Influência
Residencial	Espacial	Residencial Comercial
	Temporal	Industrial
Comercial (tipos 1 e 2)	Espacial	Residencial (indução) Comercial (repulsão ou indução)
	Temporal	-
Industrial	Espacial	-
	Temporal	Residencial Comercial

Quadro 3.3 Resumo das influências exercidas pelos três tipos de carga considerados no domínio espacial e temporal

3.4. Construção de cenários e simulações de evolução hipotética do mercado consumidor de energia elétrica

Nos itens seguintes será mostrado o procedimento para a construção dos cenários elétricos que servirão de base para efetuar simulações da evolução do mercado, de acordo com as rotinas desenvolvidas para o modelo proposto neste capítulo. Um conjunto de simulações é acrescentado, para mostrar os padrões de evolução de carga resultantes do uso de diferentes parâmetros de simulação.

3.4.1. Construção de cenários por intermédio do algoritmo de representação do estado do sistema

O algoritmo de representação do estado do sistema faz parte das subrotinas de construção de cenários para os ajustes de evolução espacial da carga. A tela inicial do programa é mostrada na Fig. 3.16, onde podem ser vistos alguns aspectos da construção de um cenário hipotético.

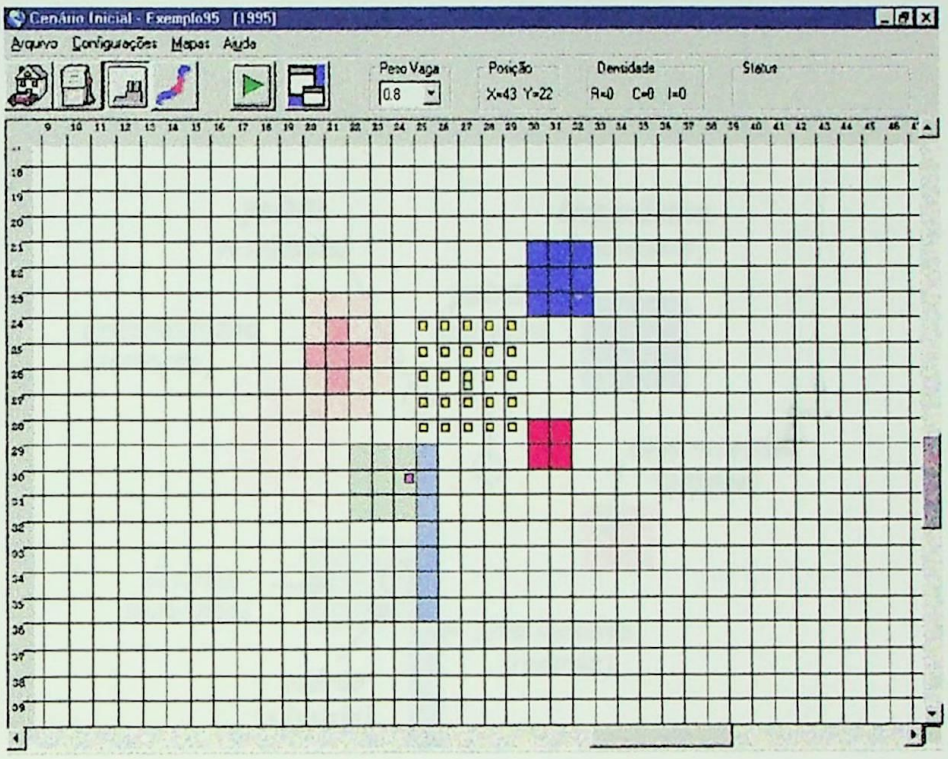


Fig. 3.16 Tela mostrando a construção de um cenário

Na Fig. 3.17 está representado o cenário hipotético mencionado anteriormente. Na figura, são mostradas as possíveis alternativas de configuração da área a ser descrita.

Existe um total de 34 pontos de carga, sendo 32 padrões residenciais (na quadra central existem quatro padrões e algumas quadras em torno a esta possuem duas cargas), 1 padrão comercial e 1 padrão industrial. Duas

áreas indutivas; uma referente a um loteamento novo (fator de indução igual a 2) e outra, referente às margens de uma rodovia (fator de indução igual a 1,5). Podem ser observadas também duas áreas restritivas. A primeira representa um parque municipal. Por este motivo, lhe foi atribuída restrição total de cargas (fator de indução igual a 0). A segunda representa uma área de difícil acesso ou topologia inadequada (fator de indução 0,6 e 0,8, dependendo da intensidade da cor). Finalmente, foi representado um distrito industrial, na área oposta ao novo loteamento.

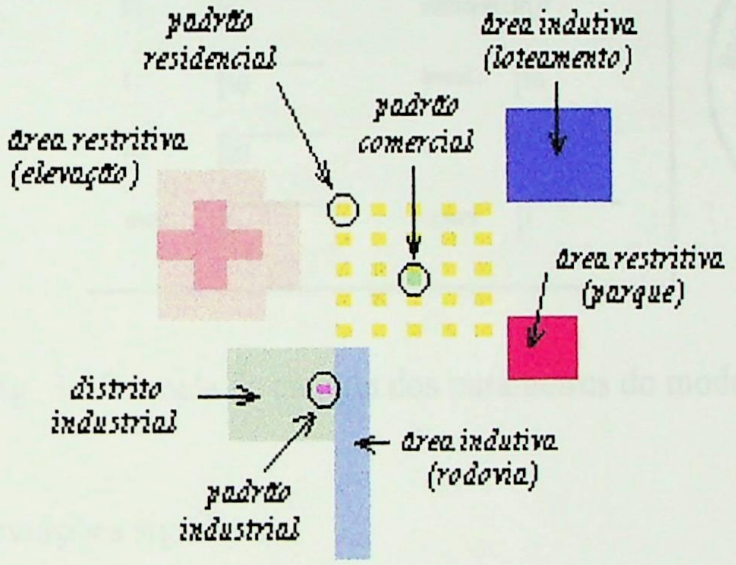
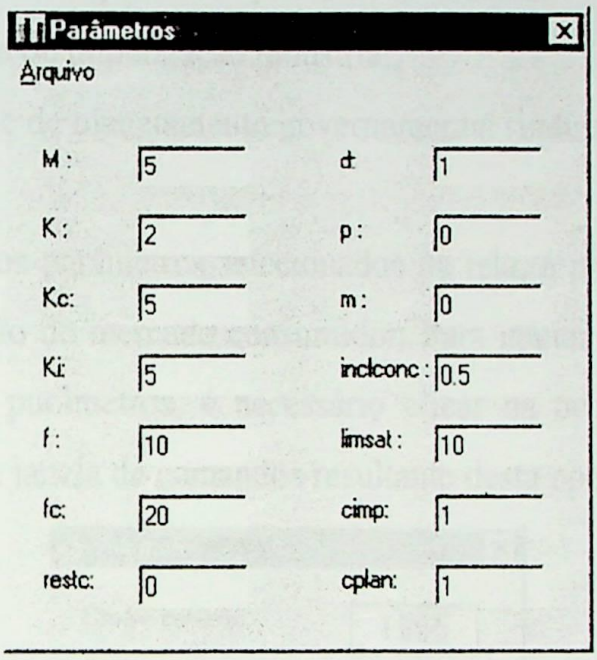


Fig. 3.17 Exemplo elementar de construção de um cenário (arquivo Exemplo95)

O algoritmo de representação do estado do sistema, através da alternativa executar, permite que o programa de simulação de evolução de carga inicie o processo de construção dos cenários futuros. Para isto é necessário clicar

na opção **Configurações** e logo a seguir, na opção **Parâmetros**, na barra principal de ferramentas (tela mostrada na Fig. 3.16).

A Fig. 3.18 mostra a janela de seleção de parâmetros para a simulação, que neste exemplo são foernecidos pelo usuário.



Escola Federal de Engenharia de Itajubá - EFEI
Biblioteca MAUÁ BIM

Fig. 3.18 Janela de entrada dos parâmetros do modelo

As abreviações significam

M = valor máximo da função de atração;

K = constante de proporcionalidade entra cargas residenciais e comerciais;

Kc = tamanho do degrau de crescimento residencial (em número de cargas);

Ki = constante de proporcionalidade entre cargas residenciais e industriais;

f = inverso do ritmo de entrada dos pontos comerciais;

fc = inverso do ritmo de entrada dos pontos industriais;

restc = restrição do distrito industrial a cargas residenciais;

d = inclinação da função de atração;

p = peso da componente aleatória;

m = probabilidade de migração;

inclconc = inclinação da função de concorrência;

limsat = limite de saturação da função de concorrência;

cimp = coeficiente de implantação industrial;

cplan = coeficiente de planejamento governamental (indústria).

Pelo valor dos parâmetros selecionados na tela, é possível modelar o padrão de evolução do mercado consumidor. Para iniciar a simulação com este conjunto de parâmetros, é necessário clicar na opção **Executar**. A Fig. 3.19 mostra a janela de comandos resultante desta operação.

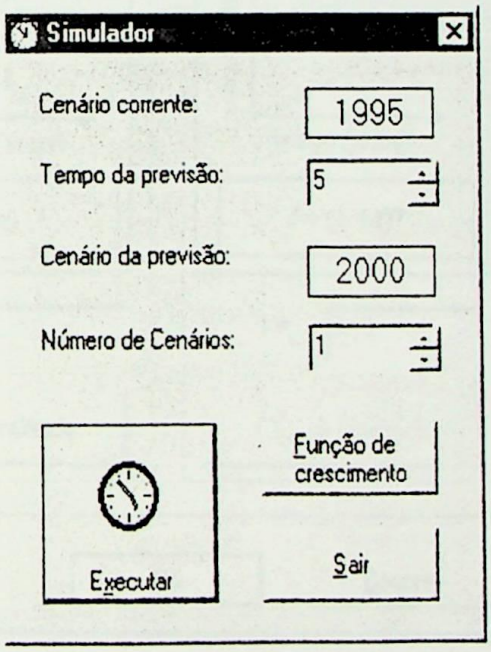


Fig. 3.19 Janela de comandos para a opção executar

Pode ser observado que, na parte superior, consta o ano inicial da simulação. Ainda, pode ser selecionado o horizonte para a simulação e o

número desejado de cenários. Clicando no botão **Função de crescimento**, é possível escolher o tipo de evolução temporal do número global de cargas.

A Fig. 3.20 mostra a janela que corresponde a esta alternativa.

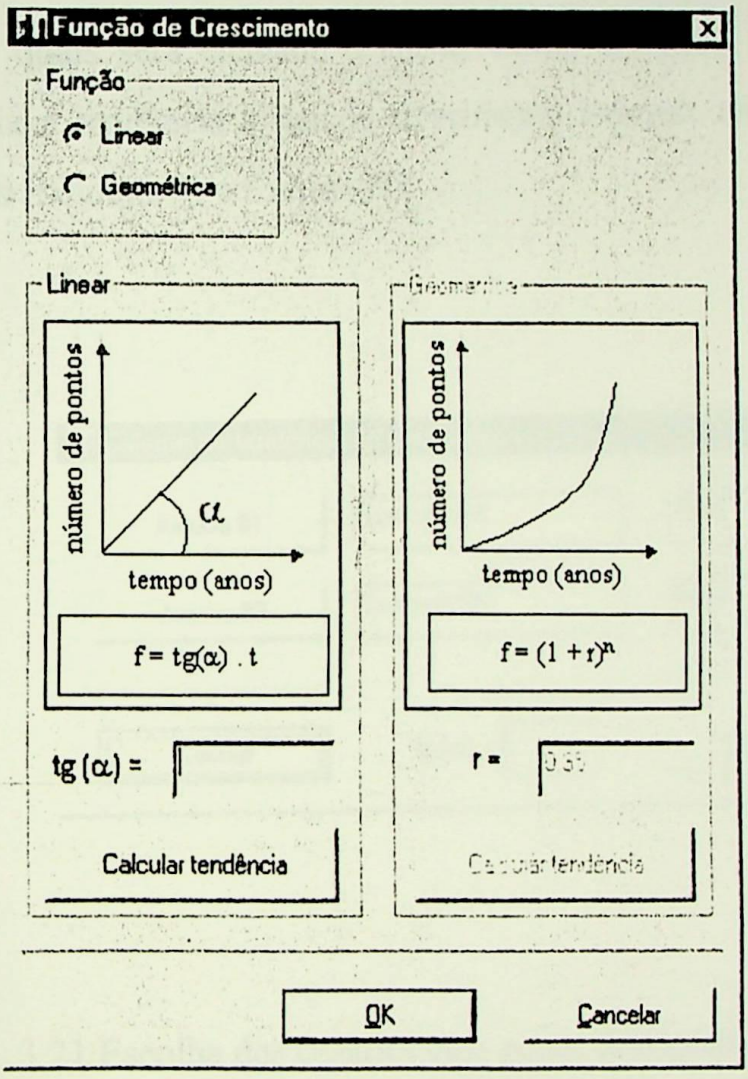


Fig. 3.20 Janela para seleção do padrão de evolução temporal

Na tela da Fig. 3.20 está selecionada a opção de ajuste linear. Para proceder à simulação, existem duas possibilidades: a) se apenas se dispõe

de um cenário, deve ser informada a taxa de crescimento da carga (por exemplo, se tg (α) = 10, serão acrescidas dez cargas a cada período; b) se forem conhecidos dos cenários em períodos diferentes, é possível efetuar o ajuste de tendência de crescimento no intervalo e extrapolar este resultado para simular os cenários futuros. Neste caso, basta clicar no botão de **Calcular tendência**, e entrar com os arquivos que representam os períodos para os quais será efetuado o ajuste. Como mostrado na Fig. 3.21, foi calculada a tendência linear de crescimento tomando como referência os arquivos Exemplo94 e Exemplo95.

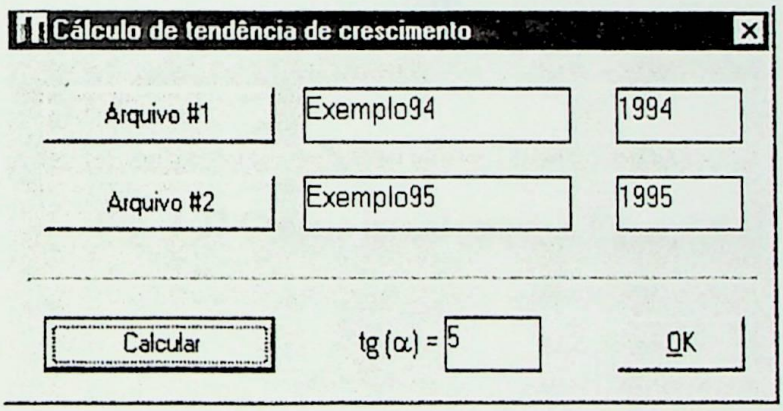


Fig. 3.21 Escolha dos cenários para ajuste do incremento temporal de novos consumidores

O arquivo Exemplo95 contém os dados representados na Fig. 3.17 (tela da Fig. 3.16). A representação do arquivo Exemplo94 pode ser visto na Fig. 3.22.

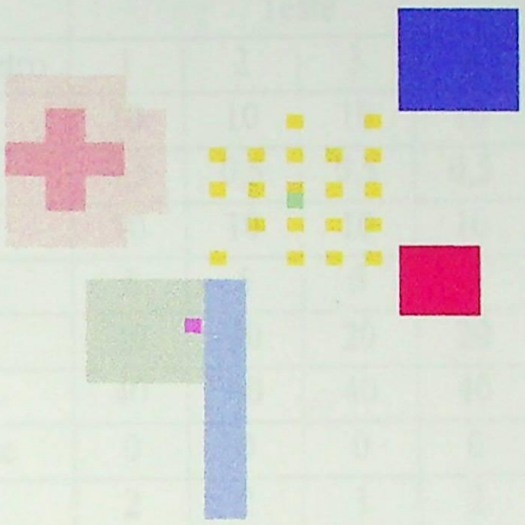


Fig. 3.22 Cenário inicial (arquivo Exemplo94)

A única diferença entre os arquivos de 1994 e 1995 é que o número de cargas residenciais no primeiro totaliza 25.

A partir de um determinado cenário inicial, a alteração dos parâmetros do simulador é capaz de gerar variados tipos de configuração do mercado consumidor de energia elétrica. No Quadro 3.5 são apresentados vários conjuntos de parâmetros, com a finalidade de mostrar a evolução de mercado que cada conjunto de parâmetros pode produzir a partir dos dados do arquivo Exemplo95, projetados até o ano de 2015.

No primeiro teste, os parâmetros foram escolhidos com a finalidade de testar o efeito isolado da função de atração. Por esse motivo, tanto a função aleatória como a função de migração tiveram seus pesos igualados a zero.

	Teste			
Parâmetro	1	2	3	4
M	10	10	10	10
K	0,5	0,5	0,5	0,5
Kc	10	10	10	10
Ki	5	5	5	5
F	20	20	20	20
Fc	40	40	40	40
Restc	0	0	0	0
D	2	2	1	2
p	0	0,5	0	0
m	0	0	0	0,2
Inclconc	0,2	0,2	0,2	0,2
Limsat	1	1	1	1
Cimp	1	1	1	1
Cplan	1	1	1	1

Quadro 3.4 Parâmetros para os testes de sensibilidade do programa simulador da evolução do mercado consumidor de energia elétrica

A Fig. 3.23 mostra os resultados para o conjunto de parâmetros do teste 1, no final de seis períodos entre 1995 e 2015.

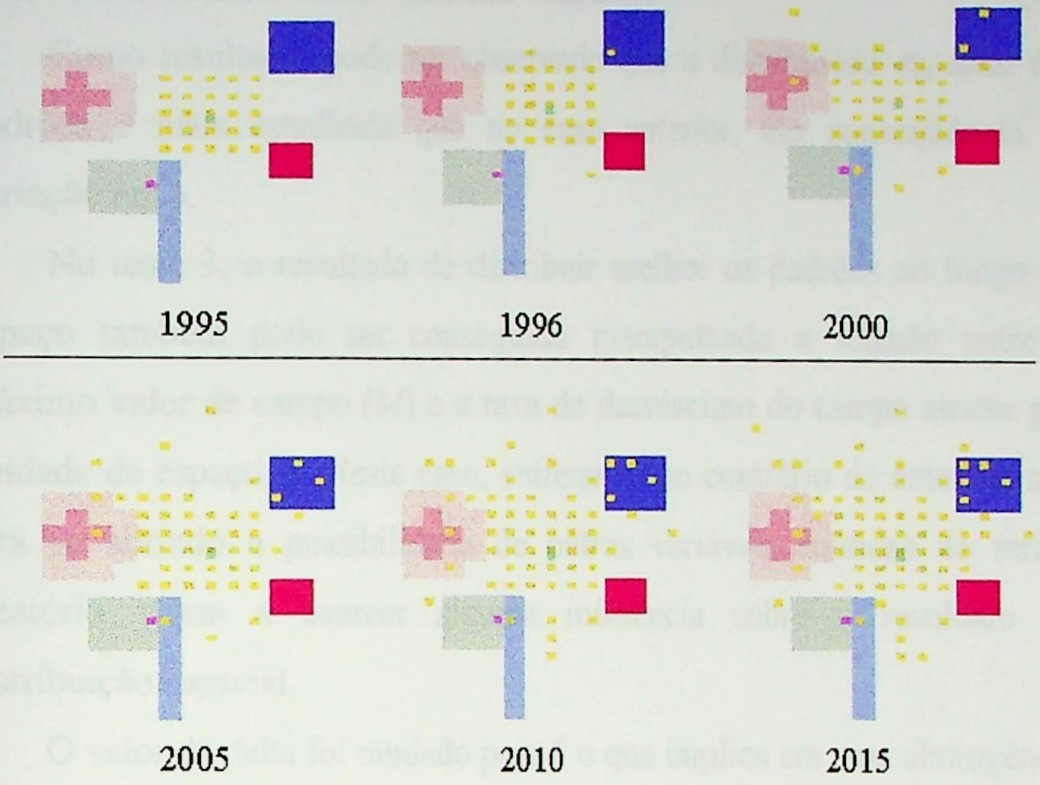


Fig. 3.23 Evolução do mercado consumidor de energia elétrica de 1995 a 2015, com os parâmetros do Teste 1, cenário inicial Exemplo95

A Fig. 3.24 (página 101) mostra os resultados para o conjunto de parâmetros do teste 2, no final de seis períodos entre 1995 e 2015.

Note-se que no teste 2, foi arbitrada uma probabilidade de que os padrões se situem aleatoriamente no espaço, isto é, livres da força de atração. Este efeito é conseguido manipulando o parâmetro relacionado ao peso randômico. O objetivo, do ponto de vista da modelagem, é deixar um certo grau de liberdade para a ação de outras variáveis não consideradas no

modelo. O valor do peso randômico foi arbitrado em 50% e as demais variáveis do modelo foram mantidas constantes.

Como resultado, pode ser observado que a distribuição espacial dos padrões é mais espalhada que no caso anterior, em conseqüência da variação em ρ.

No teste 3, o resultado de distribuir melhor os padrões ao longo do espaço também pode ser conseguido manipulando a relação entre o máximo valor de campo (M) e a taxa de decréscimo do campo atrator por unidade de espaço, d. Neste caso, entretanto, ao contrário do anterior, não está se abrindo a possibilidade de outras variáveis contidas no termo aleatório virem a exercer alguma influência sobre o resultado da distribuição espacial.

O valor de delta foi mudado para 1 o que implica em uma abrangência muito maior do campo de atração (cerca de 2 vezes mais que no teste 1). Outras variáveis não foram alteradas. O resultado da simulação pode ser visto na Fig. 3.25, na página 102.

O teste 4 foi efetuado para verificar o funcionamento isolado da função de atração leve (função de migração). Evidentemente, também neste caso a idéia é provocar uma distribuição menos concentrada de padrões ao longo do espaço, porém, a função de migração privilegia a realocação dos padrões em locais de baixa densidade. Desta forma, padrões são semeados em locais de baixa densidade, iniciando novos pólos de aglomeração de padrões. Além disto, a função de migração é a única variável, no modelo adotado, que permite que a densidade populacional diminua em certos locais e circunstâncias. Esta característica de modelagem emula o comportamento das populações reais e, consequentemente, contribui para o

ajuste do modelo as observações que representam a verdadeira evolução das cargas.

A probabilidade de migração foi excepcionalmente alta (0,2), para que seus efeitos possam ser melhor evidenciados, como mostrado na Fig. 3.26 (página 103).

Pelos exemplos apresentados é possível observar que a manipulação das variáveis de entrada no programa de desordem espacial permite variar de forma bastante ampla os resultados em termos de distribuição espacial. Esta característica é importante para que o programa possa explicar variados tipos de desordem espacial.

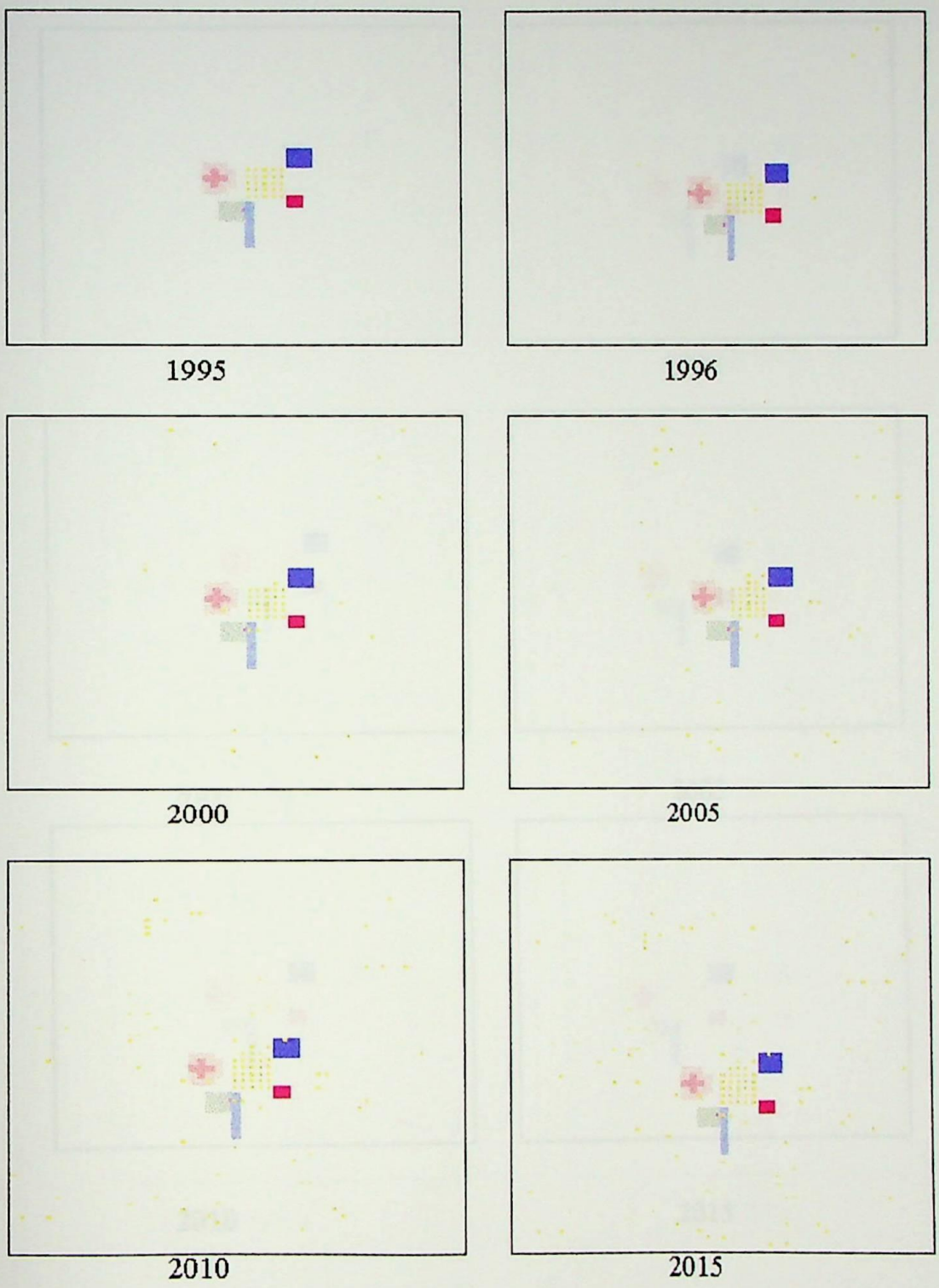


Fig. 3.24 Resultados da simulação com os parâmetros do teste 2

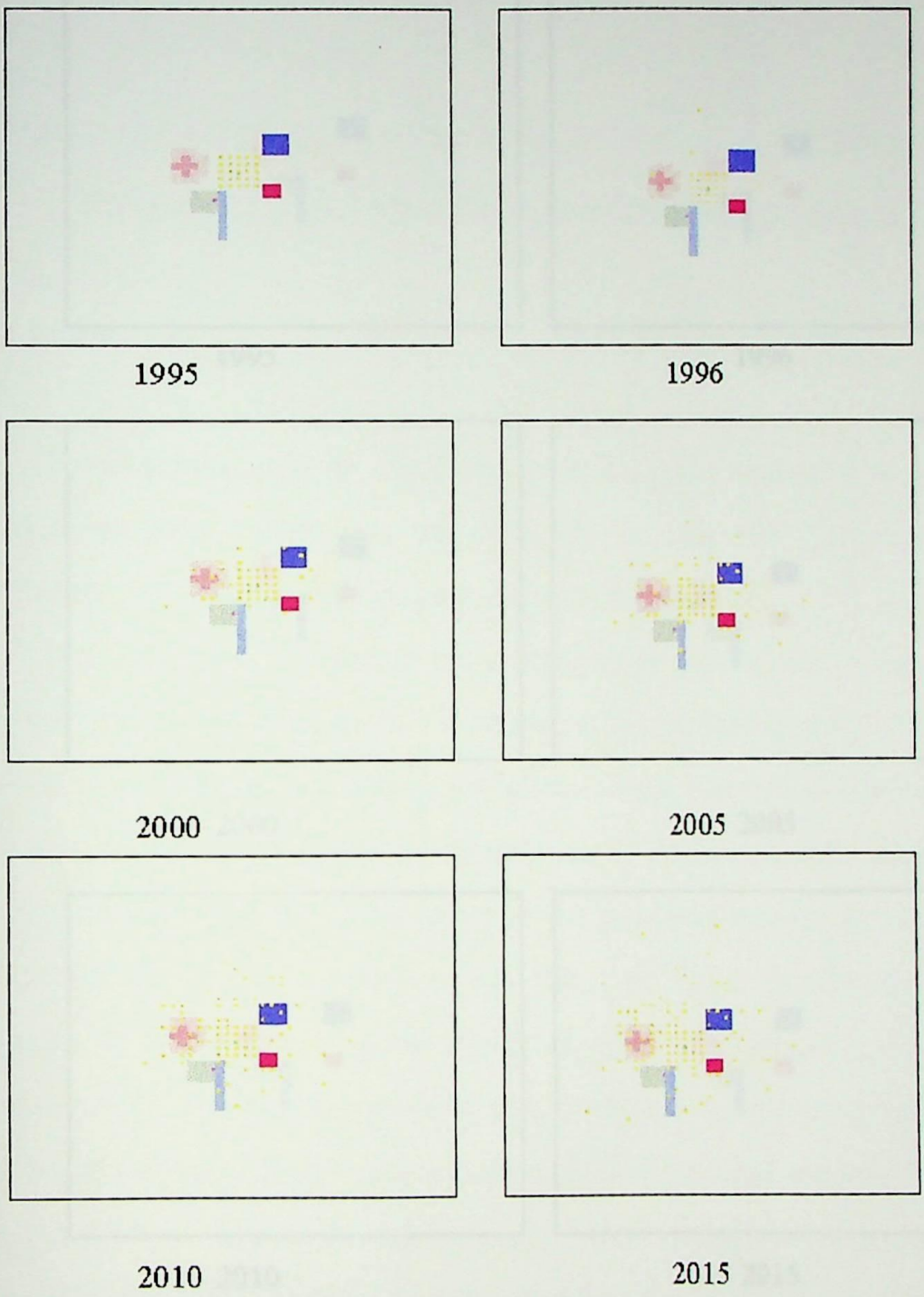


Fig. 3.25 Resultados da simulação com os parâmetros do teste 3

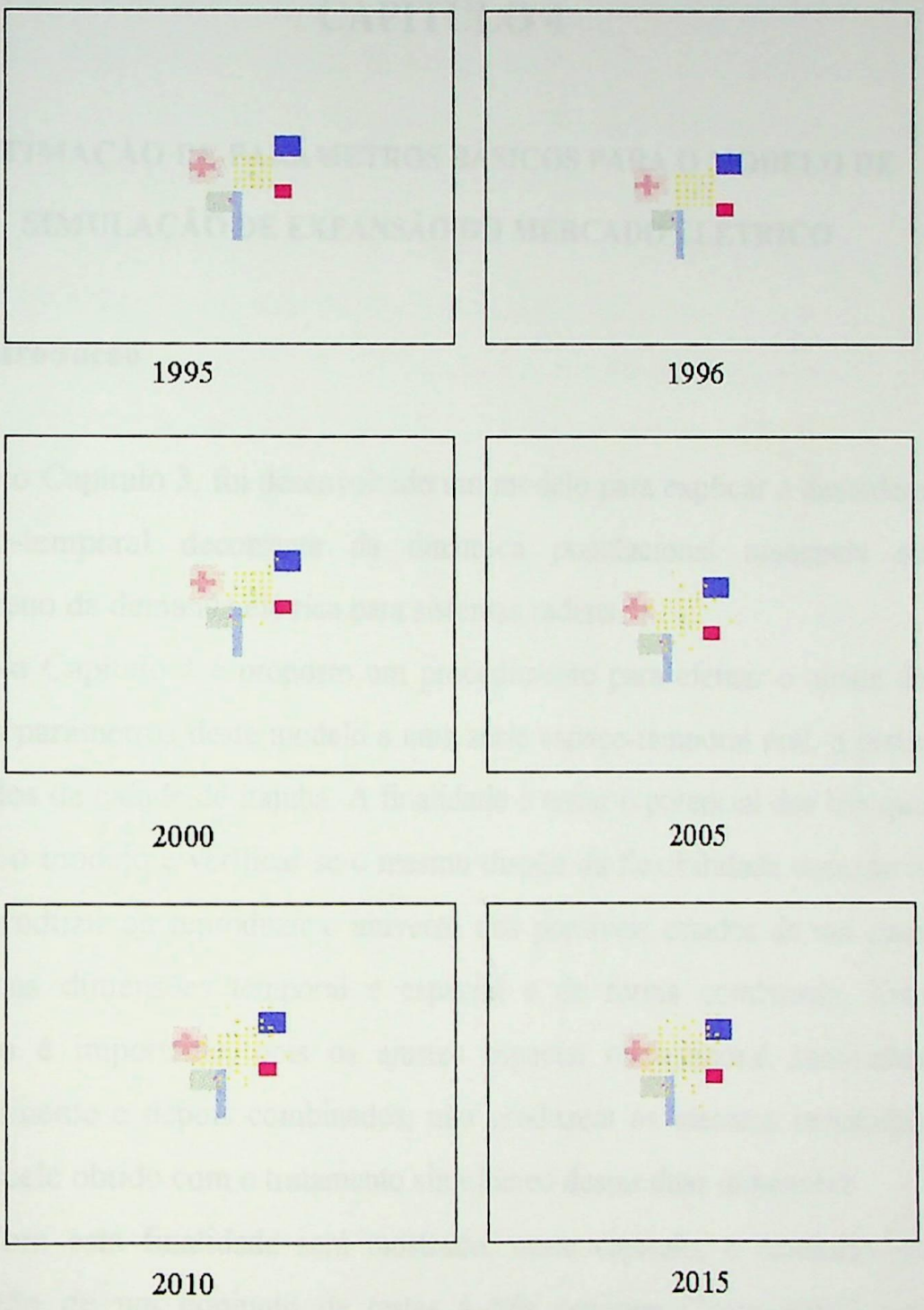


Fig. 3.26 Resultados da simulação com os parâmetros do teste 4

CAPÍTULO 4

ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS BÁSICOS PARA O MODELO DE SIMULAÇÃO DE EXPANSÃO DO MERCADO ELÉTRICO

4.1 Introdução

No Capítulo 3, foi desenvolvido um modelo para explicar a desordem espaço-temporal decorrente da dinâmica populacional associada ao fenômeno da demanda elétrica para sistemas radiais.

No Capítulo 4 é proposto um procedimento para efetuar o ajuste de alguns parâmetros deste modelo a uma série espaço-temporal real, a partir de dados da cidade de Itajubá. A finalidade é testar o potencial das leis que regem o modelo e verificar se o mesmo dispõe da flexibilidade necessária para produzir ou reproduzir o universo dos possíveis estados de um caso real, nas dimensões temporal e espacial e de forma combinada. Este aspecto é importante, pois os ajustes espacial ou temporal analisados isoladamente e depois combinados, não produzem os mesmos resultados que aquele obtido com o tratamento simultâneo destas duas dimensões.

Com esta finalidade será mostrado, neste capítulo, o resultado da aplicação de um conjunto de testes à três cenários ("*snapshots*") que correspondem às configurações espaciais da cidade de Itajubá em 1980, 1991 e 1996. O objetivo é tentar aproximar o resultado gerado pelo algoritmo de simulação de evolução de mercado (ou de simulação de

desordem espacial) aos conjuntos reais de evolução espaço-temporal de carga. Este algoritmo, como foi mostrado no Capítulo 3, representa um processo dinâmico de crescimento (ou variação) de pontos no espaço e no tempo, regido por leis de atração de campo e de massa que emulam o comportamento do desenvolvimento populacional e econômico regional, de acordo com a teoria dos pólos de crescimento econômico.

Ao longo dos testes efetuados, o algoritmo de simulação da evolução de mercado teve alguns dos seus parâmetros fixados, tais como: o ritmo do crescimento da carga, a escala, etc. Os parâmetros considerados principais, entretanto, foram deixados livres para que seja possível manipulá-los de tal forma a que construam o conjunto que gera a maior proximidade possível entre os dados reais e os simulados, segundo uma função de avaliação que considera não somente a média de um conjunto de simulações, mais também a sua variabilidade.

O processo empregado para a otimização dos parâmetros do programa de desordem foi o recozimento simulado, uma vez que não são conhecidas as funções que geram a desordem espacial. Os vários testes efetuados, têm o objetivo de ganhar sensibilidade quanto aos parâmetros empregados no recozimento simulado.

4.2 Aplicação de recozimento simulado no modelo

Nesta seção, são apresentadas algumas considerações teóricas sobre o método de recozimento simulado que auxiliarão no entendimento da aplicação do método no modelo proposto.

4.2.1 Conceito

Recozimento simulado (*Simulated Annealing*) é uma técnica de otimização global que emprega otimização combinatória para distinguir entre diferentes extremos locais. Embora inicialmente o processo de busca fosse determinado no espaço discreto [46], vários algoritmos para espaços contínuos foram mais tarde desenvolvidos [47]. O processo parte de um vetor inicial, que contém os parâmetros (variáveis) que deverão satisfazer a condição de singularidade definida (máximos ou mínimos). Em cada passo seguinte, a função testada é avaliada. Se estiver sendo procurado o mínimo desta função, qualquer passo que represente uma descida (ponto menor na função) é aceito. Porém, diferentemente de outros métodos, conhecidos como descida de encosta (Newton-Raphson, gradiente conjugado), é possível caminhar na direção de um ponto maior na função, ou subir a encosta, e, desta forma, tentando-se escapar de algum mínimo local. A forma mais difundida para decidir quando o algoritmo deverá proceder deste modo é baseada no critério de Metropolis [48]. Este critério avalia probabilisticamente um passo na direção oposta da otimização, considerando uma função de probabilidade que envolve o ganho (ou diferencial) da função e um parâmetro do algoritmo denominado temperatura. A função de probabilidade tem a forma

$$p(\Delta f) = e^{\left(\frac{-\Delta f}{T}\right)}$$

onde T é a temperatura e $\Delta f = f(x') - f(x_i)$. É muito importante lembrar que a temperatura não é constante ao longo do processo. Na verdade, ela inicia

em um valor elevado (valores considerados "elevados" vem normalmente fixados nos algoritmos, senão, é necessário testar o que é um valor elevado para o problema em consideração) e diminui a uma taxa constante, as vezes chamada constante de Boltzman. O processo tem parada, ou quando é satisfeito um critério do algoritmo, que pode ser um ganho mínimo, ou quando o processo resfria, após ter sucessivamente sido diminuída a temperatura. Percebe-se que neste caso, a idéia do algoritmo está em que a probabilidade de escapar de um mínimo, tal como foi definida a função de probabilidade, é praticamente impossível, e o algoritmo deverá convergir para um mínimo, seja ele global (se a escolha dos parâmetros foi adequada) ou local. Quanto à robustez do processo, ela é variável e depende da escolha dos parâmetros do recozimento. Em princípio, dentre o conjunto de parâmetros a serem escolhidos, a taxa de variação da temperatura e o número de iterações antes da redução de temperatura estão relacionados com a "velocidade" com que é realizado o processo. Ela, está diretamente relacionada com a dimensão do espaço de busca. Então, se os parâmetros de 'velocidade' forem pequenos, o processo converge rapidamente diminuindo suas chances de detectar singularidades.

4.2.2 Considerações sobre a robustez do recozimento simulado

Foi dito que a robustez do algoritmo está relacionada ao valor dos parâmetros inicializados para o recozimento. Seja o conjunto destes parâmetros denotado por P. Os dados de entrada para um algoritmo de recozimento simulado convencional utilizado no modelo proposto são os seguintes:

1. Ponto de partida: vetor com as coordenadas no $\Re^k$, onde k é o número de parâmetros (variáveis) a otimizar.

O processo de busca inicia numa região determinada de $\Re^k$ e é realizada ao redor desta região. Não existem garantias de que todo o $\Re^k$ seja coberto pela busca. Isto é, o processo do recozimento, dependendo de P, pode parar antes de que o todo o espaço seja explorado. Entretanto, testes mostram que de modo geral é possível obter um P que proporcione o extremo global ao término do processo.

2. Temperatura, T: parâmetro do recozimento usado para decidir mudanças de sentido da busca.

A temperatura é o parâmetro que de certa forma proporciona a extensão do espaço de busca. Por esta razão, é que sempre é sugerido iniciar com uma temperatura elevada. Embora a busca esteja também relacionada a outros parâmetros, dar ao processo um valor elevado de T fornece a ele uma "energia" suficiente para percorrer um grande espaço ao longo de $\Re^k$.

Além disto, T influencia o comprimento do passo, ou seja, o tamanho da mudança dos parâmetros a serem otimizados no sentido de encontrar o extremo de forma direta. Quer dizer, temperaturas baixas (pequenas) podem determinar passos pequenos (pequenas mudanças) a serem avaliadas nos parâmetros.

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - EFEI
Biblioteca MAUÁ BIM

3. Taxa de redução da temperatura, β: é o valor que multiplica T ao longo do processo. O valor pode ser definido entre $0 < \beta < 1$. Entretanto, normalmente é usado um valor entre 0,90 e 0,99.

Este parâmetro de modelagem do processo é de vital importância para a compreensão da filosofia do algoritmo. Observe-se que ao iniciar o processo, as temperaturas elevadas dão ao algoritmo uma grande capacidade de identificar singularidades em uma grande extensão do espaço de busca. Ou seja, inicialmente é feita uma varredura em amplitude do espaço $\Re^k$, garantida por uma probabilidade elevada de escapar a extremos locais. A medida que sucessivas reduções em T são efetuadas pela ação de β, a busca vai sendo restringida em $\Re^k$ e o processo começa a preferencialmente efetuar uma busca em profundidade. A partir de certo valor de T, o processo não consegue obter a energia suficiente para escapar à região que circunda um determinado extremo, tendendo a caminhar unicamente na direção desta singularidade. Em síntese, temperaturas elevadas resultam em mudanças significativas nos parâmetros, privilegiando a busca no sentido da amplitude; enquanto temperaturas baixas, final do processo, avaliam meticulosamente o espaço no sentido de refinar o extremo que está sendo avaliado.

4. Comprimento do passo: é o valor da mudança em cada uma das variáveis, na direção do extremo, ou a variação do vetor P.

5. Número de ciclos, NC: é o número de movimentos aleatórios efetuados na direção de cada uma das coordenadas do espaço de busca. Deve ser lembrado que a aceitação ou a rejeição de cada novo ponto é decidida segundo o critério de Metropolis. O melhor ponto encontrado a cada ciclo é guardado.

6. Número de iterações, I: é o número de vezes que é repetido o conjunto de ciclos, eqüivale ao número de vezes que a solução fornecida ao término de um ciclo, é avaliada. Denotando o número de variáveis por k, o número de ciclos por NC e o número de iterações por I, o número total de avaliações da função antes de uma redução na temperatura do processo é dada pelo produto k.NC.I.

7. Erro máximo tolerado: critério de parada baseado na máxima diferença entre o valor da função antes e depois de uma redução de temperatura.

A seguir serão definidas as variáveis que constarão do vetor de parâmetros a estimar, P.

4.3. Procedimentos iniciais

4.3.1 Descrição geral do problema

O problema da estimação de parâmetros para o simulador apresentado no Capítulo 3 consiste no tradicional confronto entre os resultados obtidos

por observação de um fenômeno real e os resultados derivados de um modelo proposto. Como é de costume nestes casos, espera-se que os desvios (erros) do modelo em relação à realidade, satisfaçam algum critério de otimalidade (como, por exemplo, a minimização de distâncias).

Entretanto, é preciso ter em mente algumas particularidades do modelo proposto

a. elevada dimensionalidade da busca;
b. não linearidade do espaço de busca;
c. aleatoriedade intrínseca do modelo.

Além disto, o processo não apresenta uma função geradora dos resultados, sendo os mesmos, decorrentes da aplicação de um algoritmo. Estas razões fazem descartar a obtenção dos parâmetros por solução analítica.

A busca dos valores ocorre, então, no hiperespaço definido pelos parâmetros que se deseja estimar (por exemplo: M, δ, m, ρ, etc.), sendo as relações não-lineares. O cenário inicial, isto é, a configuração inicial do sistema, bem como as externalidades definidas na sua construção, são também determinantes da evolução futura do posicionamento do conjunto de cargas.

Para a obtenção do mínimo erro entre os dados reais e os resultados produzidos pelo modelo, foi empregado um algoritmo de recozimento simulado e adaptado às particularidades do caso.

Um resumo das instruções seguidas no processo de comparação dos resultados do modelo proposto com a evolução real da carga, são resumidas a seguir

a. *Inicializa os parâmetros do recozimento simulado*
b. *Inicializa o vetor com os parâmetros do simulador (aqueles que serão otimizados)*
c. *Gera k cenários em função do vetor de parâmetros do simulador*
d. *Avalia os k cenários gerados, através da função de avaliação (FER)*
e. *Se a avaliação (FER) não satisfaz o critério de parada de ganho mínimo, desloca o vetor de parâmetros pelo hiperespaço, um de cada vez*
f. *Aceita todas as melhoras (diminuições), ou emprega o critério de Metrópolis para aceitar pioras (aumentos) na FER*
g. *Repete as instruções 3-4 durante NC ciclos*
h. *Guarda os melhores resultados a cada ciclo*
i. *Repete as instruções 7-8 durante I iterações*
j. *Ao final de k.NC.I avaliações reduz a temperatura do processo, multiplicando seu valor vigente pela constante de Bolztman (β)*
k. *Reinicializa-se todo o processo (3-9) com a nova temperatura (T(l).β)*
l. *O processo para quando um dos seguintes critérios é satisfeito: a) ganho mínimo de FER (IER(0)); b) o número máximo de avaliações é atingido (IER(1)).*

4.3.2. Função de avaliação de erro (FER) do programa de Recozimento Simulado (SA)

De todos os possíveis (e infinitos) conjuntos de parâmetros, seja o conjunto genérico p_h. Então, alimentando o programa de desordem espacial (SD) com este conjunto, ter-se-á o resultado da desordem espacial, tal como indica a Fig. 4.1.

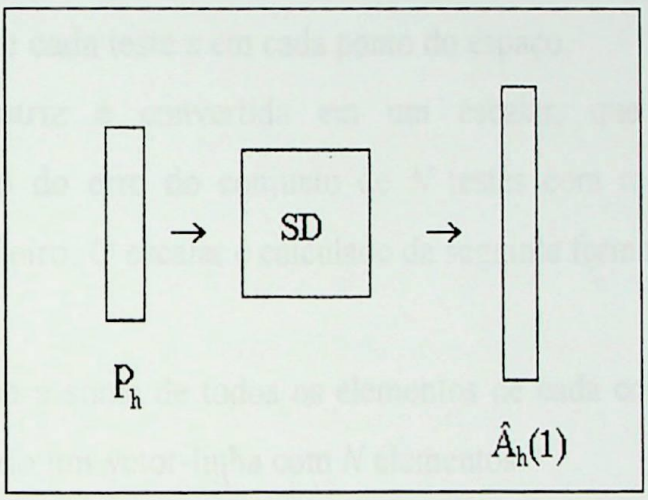


Fig. 4.1 desordem espacial gerada pelo conjunto de parâmetros h

Desta forma, $\hat{A}_h(1)$ é o vetor (conjunto de saída) que representa a desordem espacial gerada pelo conjunto de parâmetros p_h, na primeira simulação. Para N simulações

$$\hat{A}_h(1), \hat{A}_h(2),..., \hat{A}_h(N)$$

que é um conjunto de vetores que pode ser reunido em uma matriz I*x*N. Perceba-se que as colunas desta matriz são os resultados dos espaços-estados gerados pelos *N* testes efetuados.

O erro de cada um dos *N* testes com relação ao vetor coluna A que representa a série de espaço-tempo observada (real), pode ser avaliado de forma quadrática, calculando o quadrado da diferença entre cada elemento da matriz A com o elemento correspondente nas colunas da matriz que agrega os *N* vetores $\hat{A}(h)$.

Tem-se então a matriz E (*I*x*N*), que contém todos os erros quadráticos decorrentes de cada teste e em cada ponto do espaço.

Esta matriz é convertida em um escalar, que é o parâmetro representativo do erro do conjunto de *N* testes com relação ao espaço-estado verdadeiro. O escalar é calculado da seguinte forma:

1. Efetua-se a soma de todos os elementos de cada coluna da matriz E, resultando um vetor-linha com *N* elementos.

$$\underline{\varepsilon} = \sum_{i=1}^{I} E_i$$

2. Calcula-se o momento de ordem 1 para os elementos do vetor descrito em 1.

$$m1 = \frac{\sum_{j=1}^{N} \varepsilon_j}{N}$$

O momento de ordem 1, assim calculado, pode ser chamado de erro quadrático médio do conjunto de parâmetros p_h, com relação ao conjunto de observações A.

O momento de ordem 2 pode ser calculado como

$$m2 = \frac{\sum_{j=1}^{N} (\varepsilon_j - m1)^2}{N-1}$$

A fim de compor a função de avaliação do programa de recozimento simulado pode ser usada uma composição de diversos momentos tais com o descrito acima. Uma avaliação, até o momento de ordem 2, incluiria sensibilidade quanto à variabilidade dos resultados com um mesmo conjunto de parâmetros; até a terceira ordem, seria possível identificar concentrações de erro à esquerda ou à direita do erro médio ($m1$).

A função de avaliação que será empregada tem a forma

$$FER = \alpha_1 . m1 + \alpha_2 . m2$$

Com a finalidade de formar uma idéia do comportamento estatístico da função de erro, FER, foram efetuados alguns testes variando os cenários inicial e final. Os resultados mostraram que, utilizando um conjunto de 30 simulações por teste, a distribuição dos erros não difere de maneira significante da distribuição normal na maioria dos casos.

4.3.3 Tratamento de dados para o ajuste dos parâmetros

Como foi mencionado na introdução deste capítulo, os dados utilizados para o ajuste correspondem a três conjuntos, referentes aos espaço-estados da cidade de Itajubá em 1980, 1991 e 1996. O primeiro intervalo, de 1980 a 1991, foi utilizado como conjunto de treinamento, enquanto o período de 1991 a 1996 foi utilizado como conjunto de testes.

Para a construção destes três cenários, foram utilizados dados obtidos junto a Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG), ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), ao Instituto de Pesquisas Econômicas (INPEC) da Faculdade de Ciências Econômicas do Sul de Minas (FACESM) e à Prefeitura Municipal de Itajubá.

Os dados referentes ao número e à localização de consumidores residenciais por sub-área foram extraídos das planilhas do IBGE. Estes dados correspondem a uma divisão em 52 sub-setores, em 1980. Para o Censo Demográfico de 1991, a metodologia foi modificada, sendo o Município dividido em 22 sub-setores na Sede e 52 sub-setores no Sub-distrito, sendo esta divisão a adotada para a contagem populacional realizada em 1996. Estes dados permitiram estimar as densidades de referentes ao número de consumidores residenciais e comerciais, como é mostrado no Anexo. A partir desses dados foi seguido um critério de proporcionalidade para a construção dos mapas que representam os cenários nos três períodos já mencionados, considerando uma unidade de acréscimo no mapa para cada 20 (vinte) novas unidades residenciais ou comerciais. O Quadro 4.1 resume algumas das informações que foram utilizadas na construção dos mapas e no cálculo de parâmetros utilizados

como constantes no processo de estimação dos parâmetros do simulador por recozimento simulado.

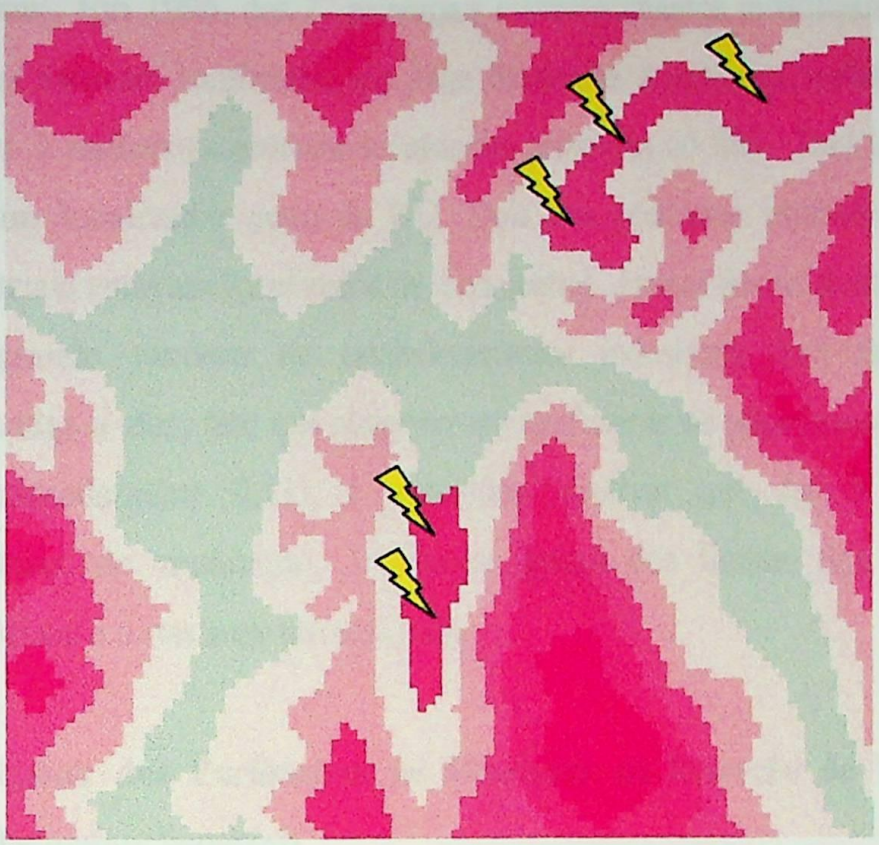
Ano	População	Residências	Comércios	Hab./Res.	Res./Com.
1980	60.593	12.862	1.616	4,71	7,96
1991	75.014	21.176	3.076	3,54	6,88
1996	79.961	23.107	3.318	3,46	6,83

Quadro 4.1 Informações populacionais do Município de Itajubá, 1980-91-96

Do Quadro 4.1, observa-se que o ritmo anual médio (taxa média) de crescimento do número de comércios para o período 1980-91 foi de 6,03%. Para o período 1991-96, esta taxa foi de 1,53%. O número de residências cresceu no período 1980-91, a uma taxa de 4,64%, enquanto para o intervalo 1991-96, esta mesma taxa foi de 1,76%.

Em 1996, o valor do PIB era de R$ 321.198.178,58 e com um valor *per capita* de R$ 4.016,94. A taxa de crescimento do PIB foi de 12,37%, (Fundação João Pinheiro [51]).

A determinação das área restritivas, foi confeccionada basicamente em função da topologia do Município, adotando um critério de proporcionalidade em relação às cotas de altura sobre o nível do mar. Foram também observadas restrições a rios, espelhos d'água e regiões alagadiças. No caso dos primeiros, contudo, nem sempre foi possível uma correta representação, devido à escala dos mapas, como mostrado na Fig. 4.2.



Legenda:

Área sujeita a inundações

Acima de 1080 m (restrição 0,0)
1020 a 1080 m (restrição 0,2
960 a 1020 m (restrição 0,4
900 a 960 m (restrição 0,6)
840 a 900 m (restrição 0,8)

Fig. 4.2 Topologia do município de Itajubá e localização de áreas restritivas

As áreas indutivas foram determinadas, fundamentalmente, em função da oferta de terra (loteamentos), da proximidade a rodovias e vias de ligação de grande fluxo.

O Município de Itajubá possui duas áreas industriais, denominadas Distrito Industrial 1, com uma área de 0,23 km^2 e Distrito Industrial 2, com

0,28 km^2. Em 1996, dos 27 principais estabelecimentos industriais, apenas 3 deles estavam localizados nas áreas destinadas à indústria, todas no DI1. Outras 3 indústrias estavam localizadas próximas ao DI1. Três indústrias estavam localizadas perto do DI2. Dois dos principais estabelecimentos industriais estavam localizados na área central. Apesar destes dados indicar um grande número de estabelecimentos industriais fora das áreas destinadas a eles, fato que sugeriria um coeficiente de planejamento baixo (aproximadamente 0,11), é necessário observar que das 9 maiores indústrias do município, 3 estavam dentro dos limites dos distritos industriais e 6 nas suas proximidades.

4.3 Ajuste dos Parâmetros do Simulador de Evolução de Mercado (desordem espacial)

Para efetuar o ajuste dos parâmetros do simulador de desordem espacial, foi elaborado um conjunto de testes variando os parâmetros do programa de recozimento simulado. Vários parâmetros do programa de simulação foram fixados, a fim de diminuir a dimensionaliade da busca e aliviar a carga computacional do algoritmo de recozimento.

A taxa de crescimento dos consumidores residenciais para o período de testes foi de 38 pontos de carga/ano (a escala entre novas residências e pontos de carga no simulador foi definida em 1/20, conforme foi adiantado no item 4.2.3). Para definir o ritmo de entrada de cargas comerciais, foi empregado o resultado do Quadro 4.1, isto é, 6,88 cargas residenciais para cada carga comercial. O ritmo de entrada de cargas industriais foi estimado em 40 cargas residenciais.

O coeficiente de planejamento foi estimado em 0,33 no período, enquanto o coeficiente de implantação foi considerado 0,5.

Os parâmetros M, d, m e ρ foram estimados pelo algoritmo de recozimento simulado descrito em 4.3.1.

O detalhamento dos cenários para a simulação em 1980, 1991 e 1996, podem ser vistos, respectivamente, nas figuras de número 4.3, 4.4 e 4.5. Este detalhamento, foi posteriormente diminuído para uma matriz 50x50, tendo em vista o excessivo esforço computacional necessário para o processo de recozimento simulado. As proporções, contudo, foram mantidas.

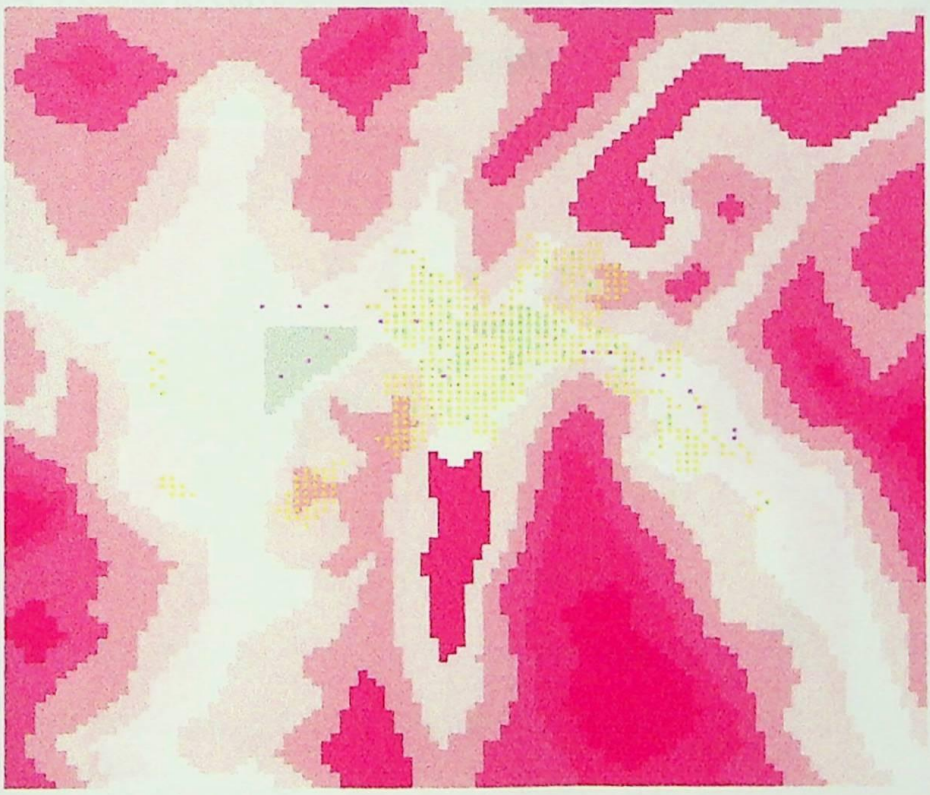


Fig. 4.3 Cenário correspondente ao Município de Itajubá em 1980 (grade 100x100)

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - EFEI
Biblioteca MAUÁ BIM



Fig. 4.4 Cenário correspondente ao Município de Itajubá em 1991 (grade 100x100

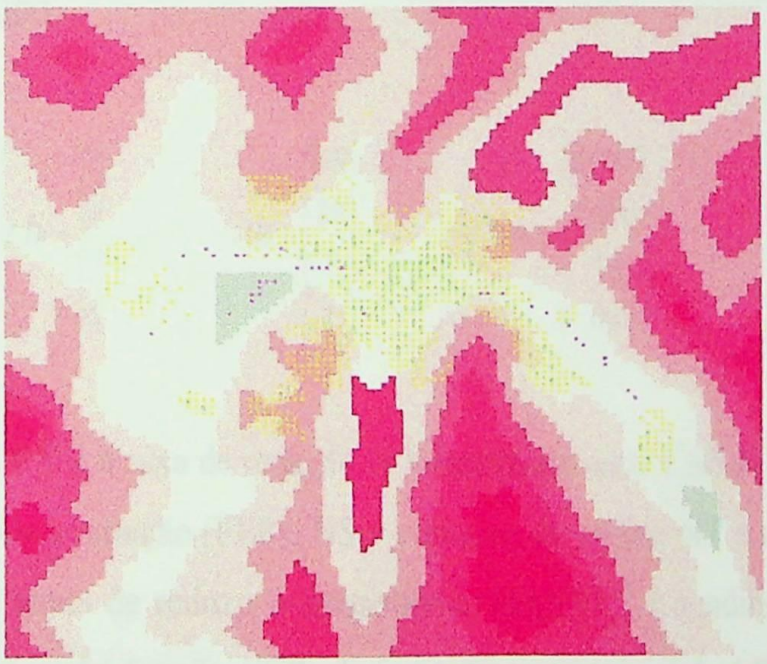


Fig. 4.5 Cenário correspondente ao Município de Itajubá em 1996 (grade 100x100)

4.3.1 Resultados variando a constante de redução de temperatura, RT (constante de Boltzman)

4.3.1.1. Teste 1

a) Dados de entrada

- Parâmetros do Recozimento Simulado

RT = 0,93

NS = 5

NT = 2

MAXEVL = 20.000

T = 10.000

Vetores

$$LB = \begin{vmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{vmatrix} \qquad UB = \begin{vmatrix} 100 \\ 20 \\ 1 \\ 1 \end{vmatrix} \qquad P0 = \begin{vmatrix} 10,000 \\ 2,000 \\ 0,1 \\ 0,1 \end{vmatrix}$$

Onde RT é a taxa de redução de temperatura após *k*.NS.NT avaliações da função de avaliação (FER); NS é o número de ciclos; NT é o número de avaliações antes de reduzir a temperatura; MAXEVL é o número máximo de avaliações da função FER; T é a temperatura inicial; LB é o limite inferior; UB é o limite superior e P_0 é o ponto de partida da busca (valores iniciais dos parâmetros do programa de desordem espacial).

- Parâmetros do Programa Simulador de Desordem Espacial

NCSP = 30

Grade = 50x50

Crescimento linear

Cenário inicial = arquivo Itajubá1980.dat (Fig. 4.3)

Pesos da função de avaliação = iguais

Onde NCSP é o número de simulações por conjunto de parâmetros e grade indica o detalhamento (escala) dado ao cenário inicial.

b) Resultados após SA

Número de Avaliações da função	= 4.761
Aceitas	= 3.753
Fora dos limites	= 1.435
Temperatura Final	= 1,909800

Critério de Parada → IER = 0

Valor Final da Função de Avaliação

$$FOPT = 43{,}822222$$

Vetor de parâmetros ótimo P*

$$P^* = \begin{vmatrix} 73{,}420901 \\ 2{,}551821 \\ 0{,}000220 \\ 0{,}929141 \end{vmatrix}$$

c) Evolução da função de avaliação após sucessivas reduções de temperatura

Na Fig. 4.6 é mostrado o comportamento da função de avaliação do programa de recozimento simulado ao término de cada período de redução de temperatura. É oportuno lembrar que são efetuadas *k*.NS.NT avaliações, ou seja, neste teste são 10 avaliações da função a cada redução de temperatura.

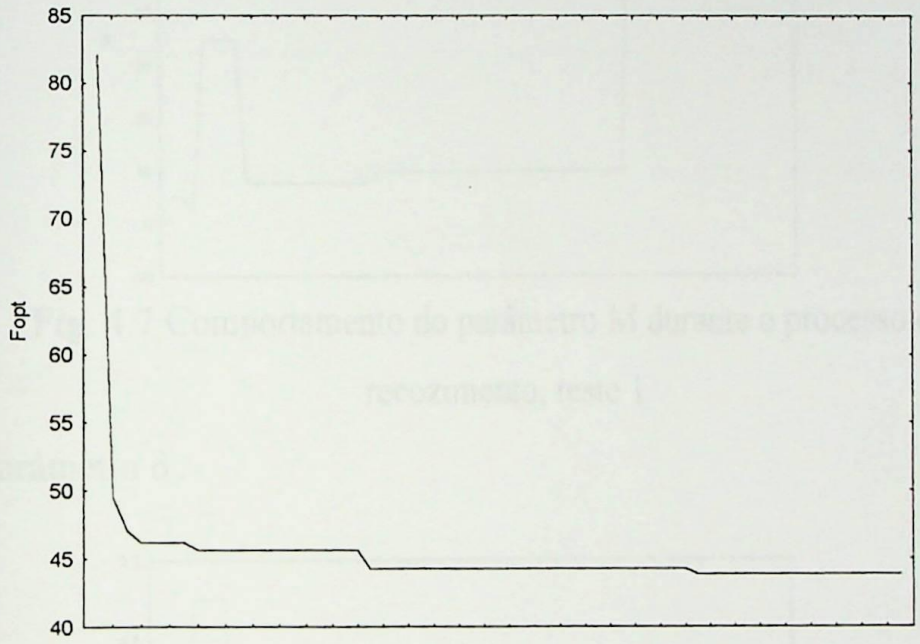


Fig. 4.6 Variação da função de avaliação para sucessivas reduções de temperatura, teste 1

d) Evolução dos parâmetros do programa de desordem espacial durante o processo de recozimento.

Durante o processo de recozimento, o algoritmo de busca efetua movimentos nas direções dos parâmetros, guardando as coordenadas que

em cada redução de temperatura representam o melhor valor da função de avaliação. Nas Fig. 4.7 até 4.10 são mostrados os movimentos dos parâmetros relativos ao primeiro teste.

- Parâmetro M

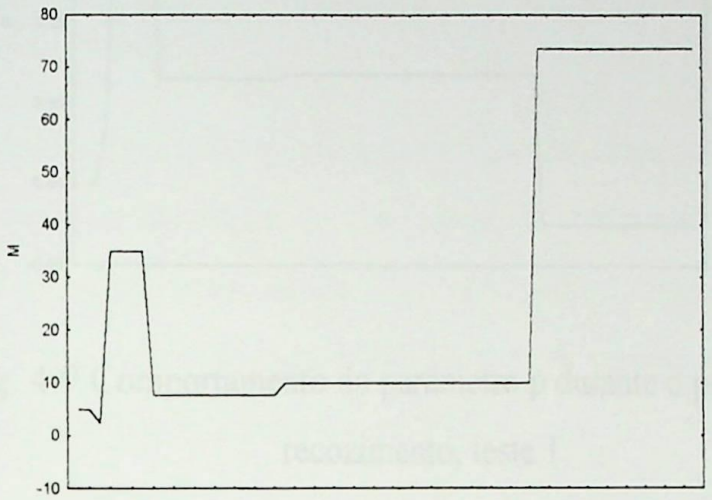


Fig. 4.7 Comportamento do parâmetro M durante o processo de recozimento, teste 1

- Parâmetro δ

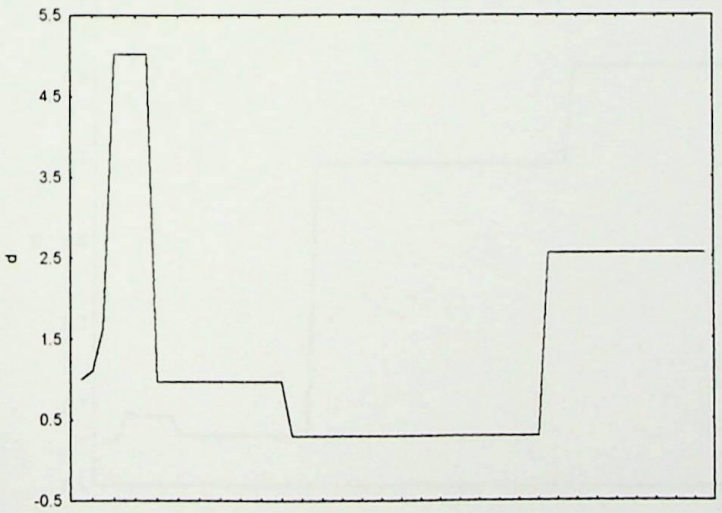


Fig. 4.8 Comportamento do parâmetro δ durante o processo de recozimento, teste 1

- Parâmetro p

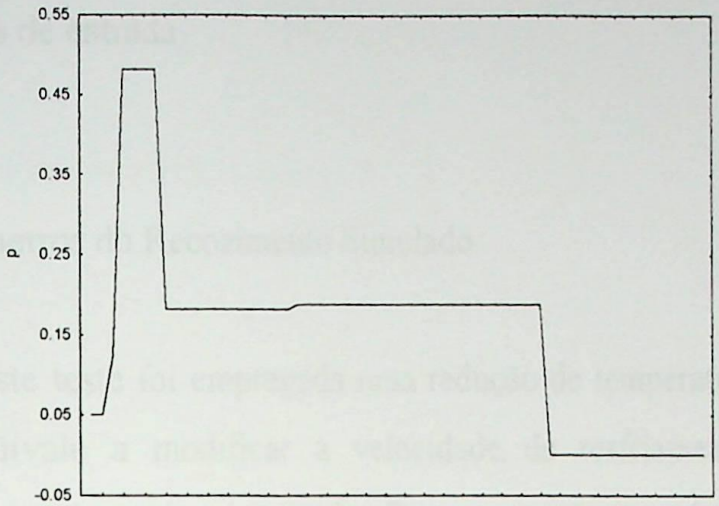


Fig. 4.9 Comportamento do parâmetro p durante o processo de recozimento, teste 1

- Parâmetro m

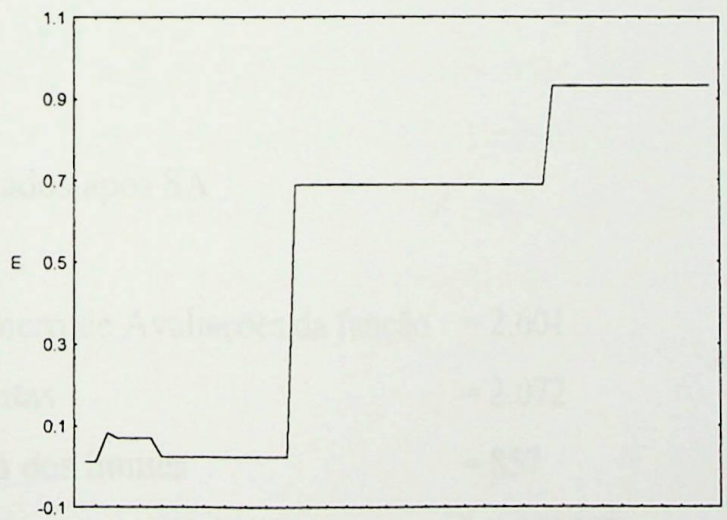


Fig. 4.10 Comportamento do parâmetro m durante o processo de recozimento

4.3.1.2. Teste 2

a) Dados de entrada

- Parâmetros do Recozimento Simulado

Neste teste foi empregada uma redução de temperatura, RT, de 0,85. Isto eqüivale a modificar a velocidade de resfriamento do processo, tornando a busca mais rápida. Por esta razão, o número máximo de avaliações foi diminuído para 5.000. Os demais parâmetros permaneceram os mesmos, inclusive, o vetor inicial, P_0.

- Parâmetros do Programa Simulador de Desordem Espacial

Foram utilizados os mesmos valores que no teste 1.

b) Resultados após SA

Número de Avaliações da função	= 2.601
Aceitas	= 2.072
Fora dos limites	= 857
Temperatura Final	= 1,519782

Critério de Parada → IER = 0

Valor Final da Função de Avaliação

$$FOPT = 42{,}933333$$

Vetor de parâmetros ótimo P*

$$P^* = \begin{vmatrix} 6{,}230471 \\ 0{,}181386 \\ 0{,}060134 \\ 0{,}057412 \end{vmatrix}$$

4.3.1.3. Teste 3

a) Dados de entrada

- Parâmetros do Recozimento Simulado

Este teste foi planejado para ser mais longo, empregando parâmetros que forneçam uma busca mais detalhada. Desta forma, foi empregada uma redução de temperatura, RT, de 0,99, uma temperatura inicial muito elevada, T = 100.000, e um número máximo de avaliações igual a 30.000. Os demais parâmetros permaneceram os mesmos, inclusive, o vetor inicial, P_0.

- Parâmetros do Programa Simulador de Desordem Espacial

Foram utilizados os mesmos valores que no teste 1.

b) Resultados após SA

Número de Avaliações da função = 30.000

Aceitas = 29.554

Fora dos limites = 14.231

Temperatura Final = 53,797334

Critério de Parada → IER = 1

Valor Final da Função de Avaliação

$$FOPT = 42{,}633333$$

Vetor de parâmetros ótimo P*

$$P^* = \begin{vmatrix} 1{,}641715 \\ 19{,}440277 \\ 0{,}225135 \\ 0{,}082501 \end{vmatrix}$$

Os resultados da variação de RT, *ceteris paribus*, foram os seguintes:

RT	NAVL	NAA	NAFL	TempF	CRP	$FOPT_0$	FOPT*
0,93	4761	3753	1435	1,9098	IER=0	82,1111	43,8222
0.85	2601	2072	857	1,5198	IER=0	48,3778	42,9333
0.99[3]	30000	29554	14231	53,7973	MAXEVL	78,8667	42,6333

[3] Note-se que neste teste, o critério de parada não permitiu concluir o processo.

Onde:

NEVL = número de avaliações;

NEA = número de avaliações aceitas;

NEOB = número de avaliações fora dos limites;

TempF = temperatura final;

CRP = critério de parada;

$FOPT_0$ = valor inicial da função de avaliação;

FOPT* = valor final da função de avaliação.

4.5. Teste dos parâmetros estimados pelo SA

Os parâmetros ajustados para o período 1980 a 1991 foram utilizados para estimar o crescimento do mercado consumidor no período de 1991 a 1996. Os demais parâmetros de entrada do modelo de simulação foram estimados de acordo com os dados históricos apresentados no Quadro 4.1. Utilizando os arquivos detalhados do município de Itajubá (grade 100x100) e trabalhando com a simulação de dez cenários foi possível encontrar um valor para a função de avaliação igual a 498,67. Este valor, como foi explicado, corresponde à composição do erro médio e da variabilidade, com pesos iguais, dos cenários simulados em relação ao cenário real de 1996. Não deve ser confundido com os resultados obtidos durante o processo de ajuste, pois neste caso foi empregado um detalhamento menor (grade 50x50). Um cenário simulado para 1996, com a utilização destes parâmetros, pode ser observado na Fig. 4.11.*a* Na fig. 4.11.*b* foi incluído novamente o cenário real de 1996 para que possa ser visualmente comparado com este resultado.



Fig. 4.11.*a* Estimativa do mercado elétrico para o Município de Itajubá em 1996, a partir do cenário de 1991, com os parâmetros estimados no período 1980-91

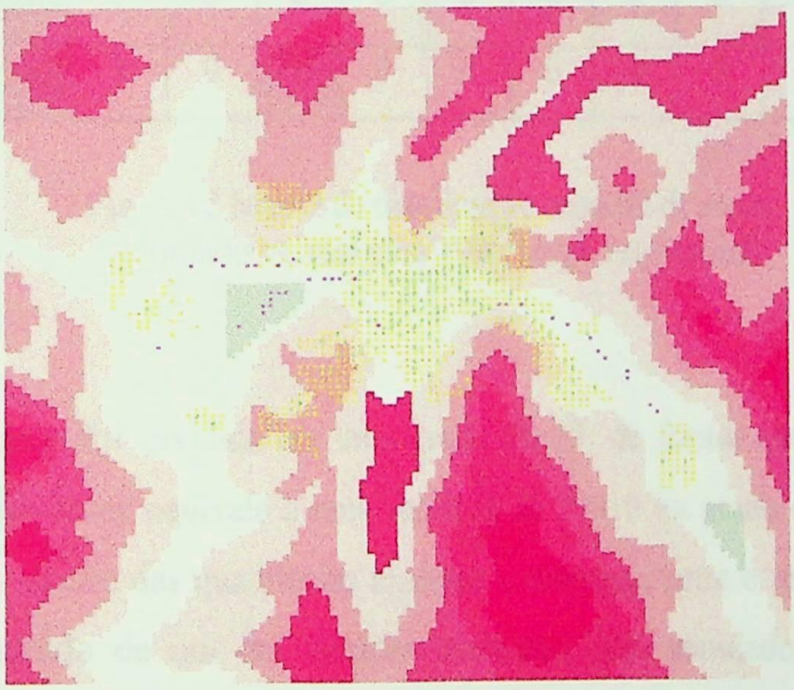


Fig. 4.11.*b* Mercado elétrico do Município de Itajubá em 1996 (reprodução da Fig.4.5)

A Fig. 4.12 mostra a distribuição espacial dos erros de previsão para o mercado elétrico do Município de Itajubá em 1996 feita pelo simulador, partindo do cenário real existente em 1991 e trabalhando com os parâmetros otimizados no teste 3.

0	0	0	0	0	+1	0	0	0	0
+1	+1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	-2	-2	+3	0	+1	0	0	0
+4	-3	+4	-3	+12	+6	+2	0	0	0
0	-5	+2	+10	+31	+41	+22	0	0	0
0	+3	0	+3	+12	+1	+5	+4	0	0
0	+3	+2	+3	+1	+1	0	+1	-5	0
0	+2	+3	+1	0	0	0	0	-2	0
+3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
+1	0	0	+1	0	0	0	0	0	0

Fig. 4.12 Matriz de distribuição espacial de erros
(estimado vs. real para 1996, carga residencial)

A área foi dividida em uma grade 10x10, de forma que cada uma destas sub-áreas eqüivale a uma sub-área de 10x10 na grade original. Os números dentro das quadrículas mostram a diferença entre o resultado real e o resultado de um dos cenários estimados pelo simulador. Números positivos indicam que o simulador estimou consumidores a mais. Estas quadrículas foram pintadas de verde. As quadrículas vermelhas indicam que o simulador subavaliou o crescimento do mercado. As áreas que apresentam número zero e se encontram sombreadas (cinza), indicam que

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - BFBI
Biblioteca MAUÁ BIM

nestes locais o simulador acertou com exatidão o crescimento da carga. É importante notar que, como o crescimento do número de consumidores residenciais no tempo foi projetado pela taxa observada no período 80-91, existiu uma sobreavaliação do número global de consumidores. Por esta razão, as áreas em verde predominam na matriz de erros espaciais.

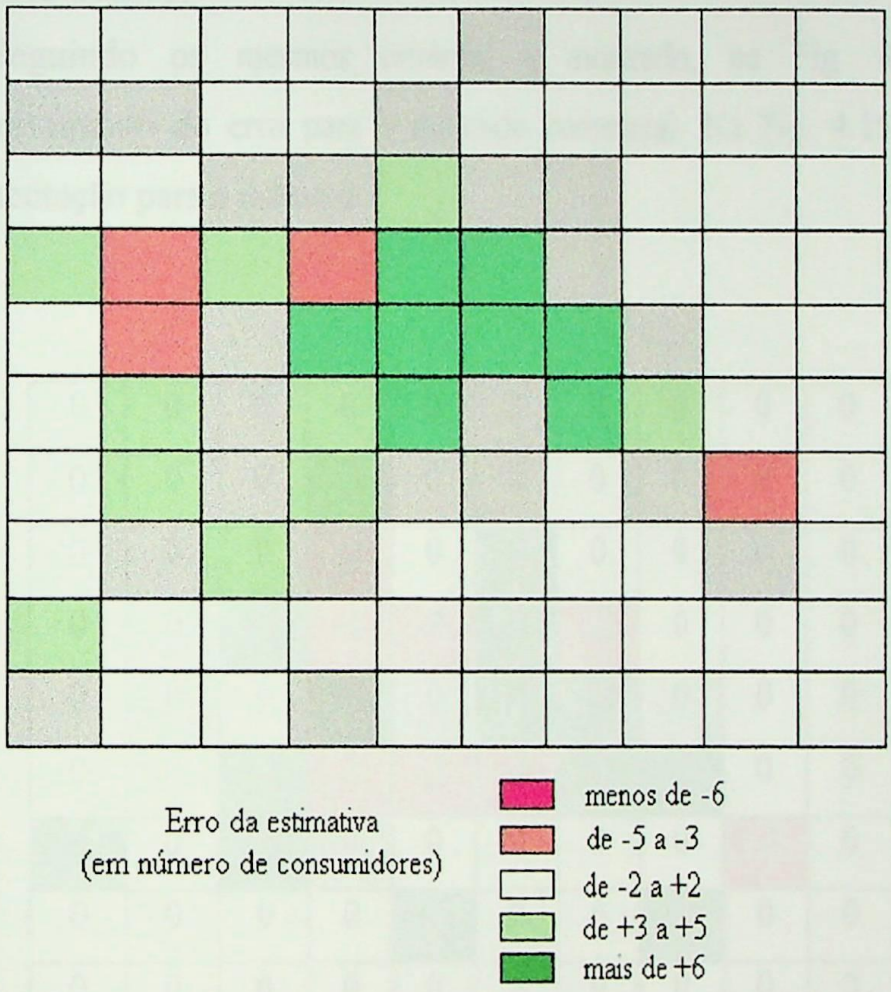


Fig. 4.13 Gráfico da intensidade do erro espacial
(consumidores residenciais, estimativa para 1996)

Na Fig. 4.13, foi elaborado um gráfico que mostra a intensidade do erro espacial. O critério seguido neste caso seria mostrar as áreas onde a

previsão foi considerada apresentou grandes erros e também as áreas onde estes não seriam significativos. As áreas em branco indicam, neste caso, os erros leves de previsão, considerados entre –2 a +2 consumidores por sub-área com relação ao mercado real. Mais uma vez, em cinza, foram destacados os locais onde o modelo acertou o crescimento carga. Em tons de verde estariam as áreas onde se previu a mais e em tons de vermelho as previsões a menos.

Seguindo os mesmos critérios é mostrado, na Fig. 4.14, o comportamento do erro para o mercado comercial. Na Fig. 4.15 está a representação para a indústria.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	+1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	-2	0	+1	0	0	0	0
0	0	+1	-1	-1	+1	-2	0	0	0
0	0	0	+1	0	+5	+2	0	0	0
0	0	+1	-1	-1	-2	+1	+2	0	0
+1	0	+1	0	0	0	0	0	-3	0
0	0	0	0	+1	0	0	+1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fig. 4.14 Matriz de distribuição espacial de erros
(estimado vs. real para 1996, carga comercial)

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

Fig. 4.15 Matriz de distribuição espacial de erros
(estimado vs. real para 1996, carga industrial)

4.6. Conclusões sobre a aplicação do processo de SA ao modelo

Antes de iniciar os comentários finais, é importante que se tenha em mente que as observações que serão apresentadas se referem à aplicação do processo de recozimento simulado ao problema de ajustar os parâmetros de um processo dinâmico de simulação de desordem espacial. Portanto, não devem ser interpretadas como relativas a aplicação deste método de busca a qualquer problema ou como conclusões de caráter geral.

Para que seja possível ter uma sensibilidade da qualidade dos resultados obtidos com o processo de otimização, foi efetuado um ensaio com a função de avaliação (FER) usando 30 simulações por conjunto de parâmetros e pesos equivalentes para os dois primeiros momentos da

função. O "ponto de partida" foi de uma posição que mostrou valores baixos de FER relativa ao conjunto de valores usados para comparar cada simulação. O conjunto de valores reais usados na comparação foi o mesmo que no teste de ajuste de parâmetros.

Portanto, partindo-se deste vetor, seria esperado que o processo encaminhasse a solução para uma região do hiperespaço que resultasse numa FER menor.

De modo geral, foi visto que é possível caminhar para uma solução melhor empregando o processo de recozimento simulado. Entretanto, a calibragem dos parâmetros do programa de recozimento simulado é fundamental para que o resultado final obtido realmente corresponda a um ganho significativo no ajuste. É importante salientar que antes de apresentar os resultados mostrados neste trabalho, vários testes foram realizados para ganhar consistência nas respostas. Também foi notado que as sucessivas melhoras que o processo consegue são obtidos percorrendo-se regiões realmente distintas do espaço, isto é, para lograr uma pequena queda na FER, muitas vezes é necessário migrar para um local distante do último ótimo.

Uma outra constatação de grande importância é que, apesar dos resultados do ajuste dependerem bastante dos parâmetros empregados no recozimento simulado; a região do espaço de onde é dada a partida deve ser escolhida com bastante cuidado. Isto ocorre basicamente porque a topologia do hiperespaço de busca é bastante "acidentada", apresentando variações grandes para mudanças relativamente pequenas nos parâmetros que geram a desordem. Desta forma é difícil, na prática, empregar um vetor de saída qualquer e conseguir convergir para regiões que apresentam

mínimos aceitáveis de FER, embora se saiba que o processo apresenta teoricamente prova de convergência.

Em síntese, foi possível constatar que:

- O cronograma de têmpera deve trabalhar com um temperatura elevada e um recozimento lento (T e RT elevados).

- A saída deve ser de uma região aceitável. Neste particular, é fundamental compreender o significado dos parâmetros do processo dinâmico. A componente aleatória e a taxa de migração (elementos 3 e 4 do vetor de parâmetros) devem apresentar valores razoáveis. Por exemplo,r = 1, que está dentro do domínio de FER, significa tornar o processo de desordem completamente aleatório, o que dificilmente se ajustará a qualquer processo de crescimento de carga.

- O número de avaliações da função por ciclo deve ser grande, entretanto, quando este número é maior que 50, o esforço computacional adicional parece não ser compensado com resultados significativamente melhores. Parece compensar, diante do esforço computacional, levar este valor para N.50, ou 200 no caso, com NT = 5 e NS = 10.

- É possível ajustar um conjunto de parâmetros a uma situação hipotética (e, provavelmente, real), de tal forma que seja possível reproduzir o crescimento de pontos ao longo de um espaço unidimensional, usando

um processo dinâmico baseado na teoria dos pólos de desenvolvimento, tal como ocorreria na realidade.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES

5.1 Considerações Finais

Embora não largamente difundida no Brasil, a questão da previsão espacial de carga para sistemas de distribuição vem sendo estudada há mais de duas décadas e muitas contribuições têm sido dadas no sentido de dotar as empresas concessionárias de energia de modelos que permitam esboçar o planejamento da expansão do sistema a partir das características da demanda e das disponibilidades de informação particulares de cada uma delas.

Desta forma, foi possível observar metodologias baseadas em simples ajustes de séries de tempo, no denominado 'uso da terra', em fatores econômicos ou de crescimento demográfico, em fluxos econômicos e interação entre pólos de desenvolvimento econômico e outras de menor importância.

Todas estas metodologias, entretanto, estão fortemente direcionadas à obtenção de resultados para a previsão de carga. Por esta razão, os modelos tendem a explicar a questão da localização de cargas no tempo baseados em conjuntos de variáveis que, em princípio e retrospectivamente, apresentam razoáveis graus de correlação com séries espaciais de carga. A idéia é que se durante algum tempo uma variável acompanhou de forma

próxima os dados de carga, então no futuro o comportamento deverá ser próximo disso. Para filtrar ruídos ou potenciais ruídos detectados nas séries, que possam ocorrer no futuro pela interferência de agentes de decisão externos aos modelos, podem ser incorporadas informações de forma a corrigir os resultados indevidos e garantir melhores resultados na extrapolação das séries.

O modelo de evolução de carga apresentado no Capítulo 3, diferencia-se dos modelos existentes por duas razões. Em primeiro lugar, trata-se de um modelo que tem como premissa básica explicar o processo de evolução da demanda elétrica no tempo e no espaço. Desta forma, está se buscando primeiramente entender como se processa o fenômeno antes de emular seu comportamento além da fronteira dos dados existentes. Desta maneira, pelo menos por construção, o modelo é mais interpolador do que extrapolador.

Em segundo lugar, trata-se de um modelo dinâmico, que permite a interação constante das variáveis explicativas ao longo de todo o processo de evolução do mercado consumidor. Mais explicitamente, o modelo pode assumir comportamentos totalmente imprevistos durante o processo, que terão certamente algum grau de influência na trajetória da série resultante.

Considera-se, assim, que o modelo dinâmico de simulação da evolução de carga é uma forma diferente de reproduzir o espaço-estado do sistema distribuidor.

Do ponto de vista da previsão, o modelo corresponde também a uma ótica distinta da previsão clássica. Percebe-se que o resultado do ajuste dos parâmetros do modelo tal como foi mostrado no Capítulo 4, leva não a uma previsão pontual ou por intervalo do espaço-estado do sistema, mas a um

algoritmo composto de parâmetros que são capazes de gerar infinitos resultados semelhantes à dinâmica de evolução de um mercado em particular. Em outras palavras, é possível gerar infinitos cenários futuros para planejamento e testar como a diversidade destes resultados pode afetar as decisões tomadas em função das distintas configurações que caracterizam estes cenários. Desta forma, a análise de sensibilidade dos programas de planejamento passam a ser efetuadas com base em um conjunto de testes que produzem alternativas cuja solução ideal é distinta.

5.2 Contribuições da tese

Nesta tese foram desenvolvidas duas formas alternativas de avaliar o erro de previsão de carga espacial, aplicáveis tanto à mensuração do valor de carga previsto em cada local do espaço estudado, como à mensuração da distância entre as cargas marginais reais e previstas por um determinado modelo.

Foi também estudado o comportamento da carga em sistemas distribuidores no domínio temporal. Aplicando tanto ferramentas de determinação de comportamento caótico, como os expoentes de Lyapunov, quanto ferramentas de análise estatística tradicional, como o espectro de potência, foi verificado que de modo geral, as séries de carga apresentam movimentos regulares em relação ao tempo.

Também foi proposto um modelo de simulação do mercado consumidor de energia elétrica, que considera tanto a teoria dos pólos urbanos quanto o uso do solo. O modelo dinâmico resultante permite

estimar o crescimento da carga no tempo e no espaço, em termos de três tipos de consumidores: residenciais, comerciais e industriais. O modelo incorpora também um conjunto de condições de contorno, que permitem aplicar o conhecimento humano às simulações.

Outra contribuição desta tese é a incorporação do conhecimento da Economia Regional e Urbana na modelagem da previsão espacial de carga.

As simulações obtidas a partir do modelo proposto, podem ser efetuadas extraindo conhecimento de séries de carga reais. O ajuste, no caso desta tese, foi efetuado empregando o procedimento de recozimento simulado, que empregou uma função de avaliação sensível tanto ao erro médio espacial quanto à variabilidade dos resultados fornecidos pelos parâmetros utilizados na simulação.

5.3. Trabalhos futuros

A partir dos cenários estimados de demanda do mercado consumidor de energia elétrica podem ser simuladas diversas configurações do sistema distribuidor para atender esta demanda. Desta forma, é possível antecipar os custos de investimento necessários ao balanceamento da oferta e da demanda dentro do critério de planejamento ótimo desejado. É também possível antecipar o estado do sistema em termos de indicadores técnicos, tais como: nível de perdas, fator de potência, indicadores de qualidade e continuidade e outros. O modelo proposto, então, poderia servir de base para estes desenvolvimentos.

Seria também desejável elaborar um trabalho computacional capaz de minimizar o tempo de execução do processo de ajuste dos parâmetros do modelo. O esforço computacional para tratar cenários detalhados implica em longas simulações que podem levar, nas condições em que esta tese foi desenvolvida, até 168 horas. Um processamento mais veloz permitiria, certamente, um maior refinamento dos resultados. Neste particular, é importante lembrar que durante o processo de recozimento simulado, são efetuadas várias simulações para cada conjunto de parâmetros. O processamento paralelo destas simulações certamente traria uma economia de tempo significativa.

Finalmente, a modelagem da expansão do mercado de carga comercial e industrial poderia ser refinada, incorporando outros fatores determinantes do crescimento deste tipo de consumidor no tempo e no espaço. Estes fatores poderiam ser modelados empregando técnicas como a lógica difusa.

Escola Federal de Engenharia de Itajubá - BFEI
Biblioteca MAUÁ BIM

CAPÍTULO 6

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. **Nara, K.; Satoh, T.; Aoki, K.; Kitagawa, M.** - *"Multi-year expansion planning for distribution systems"*. IEEE Transactions on PWRS, Vol. 6, Num. 3, Agosto de 1991.

2. **Kagan, N.; Adams, R.N.** - *"Electrical power distribution systems planning using fuzzy mathematical programming"*. Electrical Power & Energy Systems, Vol. 16, Num. 3, 1994.

3. **Kagan, N.; Oliveira, C.C.B.** - *"A fuzzy constrained decision planning tool to model uncertainties in multiobjective configuration problems"*. IEEE, 1996.

4. **Saraiva, J. T.; Miranda, V.; Pinto, L.M.V.G.** - *"Impact on some planning decisions from a fuzzy modelling of power systems"*. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, Num. 2, Maio de 1994.

5. **Mo-yuen Chow, Hahn Tram** -*."Application of Fuzzy Logic Technology for Spatial Load Forecasting"*. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, Num. 2, Maio de 1997.

6. **Hongwei, Dai et alli** - *"Optimal planning of distribution substation locations and sizes-model and algorithm"*. Electrical Power & Energy Systems, Vol. 18, Num. 6, 1996.

7. **Willis, H.L; Tram, H.N.** - *"Distribution Load Forecasting"*. IEEE Capítulo 2, 1992.

8. **Willis, H.L.; Finley, L.A. et al.** - *"Forecasting electric demand of distribution planning in rural and sparsely populated regions"*. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, Num. 4, Novembro de 1995.

9. **Willis, H.L.; Schauer, A.E. et al.** - *"Forecasting distribution system loads using curve shape clustering"*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. 102, Num. 4, Abril de 1983.

10. **Willis, H.L.; Parks T.W.** - *"Fast algorithms for small area load forecasting"*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Outubro de 1983.

11. **Willis, H.L. et al.** - *"Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting"*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Maio de 1984.

12. **Willis, H.L.; Northcote-Green, J.E.D.** - *"Distribution load forecasting based on cluster template matching"*. IEE Transactions on PAS, Agosto de 1984.

13. **Willis, H.L.; Vismor, T.D. Powel, R.W.** - *"Some aspects of sampling load courves on distribution systems"*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Novembro de 1985.

14. **Willis, H.L.** - *"Spatial electric load forecasting"*. Marcel Dekker Inc., New York, 1996.

15. **Willis, H.L.; Tram, H.; Engel, M.V.; Finley, L.** - *"Selecting and applying distribution optimization methods"*. IEEE Computer Applications in Power, Janeiro de 1996.

16. **Messager, P.** - *"Modelisation du Développement de la Structure d'un Réseau Rural en Moyenne Tension"*. RGE-7/8-82, Julho/Agosto de 1982.

17. **Messager, P.** - *"Le Developpement des Réseaux MT"*. RGE. 7/8-82, (pg. 472-486), 1982.

18. **Messager, P.; Thibon** - *"Modelisatión et Lois Theoriques des Developpemént des Reseaux de Distribuition"*. Cired, Brigton 6.8, 1981.

19. **Haddad, J.; Lambert Torres, G.; Costa, C.I.A.; Jannuzzi, G.M.** - *"A Fuzzy Logic Decision-Making Approach for Industrial Power System Planning"*. Proc. of 1995 IEEE-SMC, (pg. 3244-3248), Vancouver, 1995.

20. **Arango, H.G.** - *"Modelos espaciais de expansão de sistemas distribuidores de energia elétrica"*. Dissertação de Mestrado. EFEI. Itajubá, MG, Brasil, junho de 1993.

21. **Arango, H.G.; Arango H.** - *"A Tool for Simulating the Expansion of the Electrical Consumer's Market"*. Second International Conference in Modelling and Simulation MS'93, Julho de 1993, Victoria University, Melbourne, Austrália.

22. **Yeh, E.C.; Sumic, Z.; Venkata, S.S.** - *"An Intelligent Primary Router for Underground Residential Distribution Design"*.

23. **Fan, J Y; McDonald, J D** - *"Real-time implementation of short-term load forecasting for distribution power systems"*. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, Num. 2, Maio de 1994.

24. **Arango, H.G.; Torres, G.L.; Alves da Silva, A.P.** - *"Long-Term Load Spacial Forecasting by Means of Genetic Algorithms"*. V Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning, Recife, PE, Brasil, Maio de 1996.

25. **Arango, H.G.; Torres, G.L.; Alves da Silva, A.P.; Quintana, V.H.** - *"Spatial-Temporal Disorder Applied to Load Evolution in Power System Distribution Planning Studies"*. CCECE'96, Calgary, Canada, Junho de 1996.

26. **Arango, H.G.; Torres, G.L.; Alves da Silva, A.P.**- *"Load Evolution for Power System Distribution Planning Studies: An Approach Using Spatial Disorder"*. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Beijing, China, Outubro de 1996.

27. **Chow, Mo-yuen; Tram, Hahn** - *"Methodology of Urban Re-Development Considerations in Spatial Load Forecasting"*. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, Num. 2, Maio de 1997.

28. **Anselin, L.; Bera, A.K.; Florax, R.; Yoon, M.J.** - *"Simple diagnostic tests for spatial dependence"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 26, Issue 1, 1 Fevereiro de 1996 (pp. 77-104).

29. **Davidson, R.; MacKinnon, J.** - *"Implicit alternatives and the local power of test statistics"*. Econometrica, 55, (pp. 1305-1329).

30. **Arango, H.G.; Lambert-Torres, G.; Alves da Silva, A.P.** – *"Erro de previsão espacial de carga: Metodologias para avaliação da homogeneidade do erro e para erro de localização de carga*

marginal". Third Latin-American Congress Electricity Generation and Transmission, Campos do Jordão , SP, Brasil, Novembro de 1997.

31. **Berliant, M.; ten Raa, Thijs** - *"Regional science: The state of the art"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 24, Issue 5, 1 October 1994 (pp. 631-647).

32. **Palivos, T.; Wang, P.** - *"Spatial agglomeration and endogenous growth"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 26, Issue 6, 1 December 1996 (pp. 645-669).

33. **Fujita, M.; Krugman, P.** - *"When is the economy monocentric?: von Thunen and Chamberlin unified"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 25, Issue 4, 1 Agosto de 1995 (pp. 505-528).

34. **Abdel-Rahman, H.M.; Wang, P.** - *"Toward a general-equilibrium theory of a core-periphery system of cities"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 25, Issue 4, 1 Agosto de 1995 (pp. 529-546).

35. **Galí, J.** - *"Expectations-driven spatial flutuations"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 25, 1995 (pp. 1-19).

36. **Sakashita, N.** - *"An economic theory of urban growth control"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 25, Issue 4, 1 Agosto de 1995 (pp. 427-434).

37. **Holtz-Eakin, D.; Ellen Schwartz, A.** - *"Infrastructure in a structural model of economic growth"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 25, Issue 2, 1 Abril de 1995 (pp. 131-151).

38. **Lindsey II, J.H.; Pratt, J.W.; Zeckhauser, R. J.** - *"Equilibrium with agglomeration economies"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 25, Issue 3, 1 Junho de 1995 (pp. 249-260).

39. **Zax, J.S.** - *"When is move a migration?"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 24, Issue 3, 1 Junho de 1994 (pp. 341-360).

40. **Hotelling, H.** - *"Stability in Competition"*. Economic Journal (39), (pp. 41-57), American Mathematical Society, New York, 1929.

41. **Boyer, M.; Laffont, J.J.; Mahenc, P.; Moreaux, M.** - *"Location distortions under incomplete information"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 24, Issue 4, 1 Agosto de 1994 (pp. 409-440).

42. **Nijkamp, P.; Reggiani, A.** - *"Non-linear evolution of dynamic spatial systems The relevance of chaos and ecologically-based models"*. Regional Science and Urban Economics, ISSN: 0166-0462, Volume: 25, Issue 2, 1 Abril de 1995 (pp. 183-210).

43. **Arango, H.G.; Zambroni de Souza, A.C.; Lambert-Torres, G.; Alves da Silva, A.P.** - *"Difference between regular and deterministic chaos process based on time analysis of load: an example using CEMIG data"*. Electric Power Systems Resarch, Elsevier. 2000.

44. **Fiedler-Ferrara, N.; Cintra do Prado, C.P.** - *"Caos, uma Introdução"*. Editora Edgar Blücher Ltda., Parte III, (pp. 231-336). 1994.

45. **Hilborn, R.C.** - *"Chaos and Nonlinear Dynamics"*. Oxford University Press, (pp. 371-396). 1994.

46. **Corana, A.; Marchesi, M.; Martini, C.; Ridella, S.** - *"Minimizing Multimodal Functions of Continuous Variables with the Simulated Annealing Algorithm"*. ACM Transactions on Mathematical Software, Vol. 13, No. 3, September 1987, p. 262-280.

47. **Goffe, W.L.; Ferrier, G.D.: Rogers, J.** - *"Global Optimization of Statistical Functions with Simulated Annealing"*. Journal of Econometrics 60 (1994) p. 65-99. North-Holland.

48. **Metropolis, N.; Rosenbluth, A.; Rosenbluth, M. Teller, A. and Teller, E.** - *"Equation of State Calculations by Fast Computer Machines"*. Journal of Chem. Phys. 21, p. 1087-1090, 1953.

49. **Goldberg, D. E.** - *"Genetic Algorithms in Search; Optimization; and Machine Learning"*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989.

50. **Kirkpatrick, S.; Gelatt, C.D, Jr.; and Vecchi, M.P.** - *"Optimization by Simulated Annealing"*. Science 220, 4598, p. 671-680, May 1983.

ANEXO

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1980 (3/11)							
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
53	6	1	85	136000	136000	4,4118E-05	7,353E-06
54	255	3	545	872000	174400	0,00146216	1,72E-05
55	508	2	324	518400	259200	0,00195988	7,716E-06
56	277	1	410	656000	109333,33	0,00253354	9,146E-06
57	278	17	2798	4476800	895360	0,00031049	1,899E-05
TOTAL	**12862**	**1616**	-	-	-	-	-

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1980 (2/11)							
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
27	202	18	63	100800	100800	0,00200397	0,0001786
28	194	23	80	128000	128000	0,00151563	0,0001797
29	191	19	206	329600	25353,85	0,00753337	0,0007494
30	0	0	?	0	0	-	-
31	217	1	393	628800	125760	0,00172551	7,952E-06
32	304	16	453	724800	362400	0,00083885	4,415E-05
33	281	11	218	348800	348800	0,00080562	3,154E-05
34	218	18	67	107200	107200	0,00203358	0,0001679
35	235	24	660	1056000	352000	0,00066761	6,818E-05
36	257	11	45	72000	72000	0,00356944	0,0001528
37	272	4	602	963200	137600	0,00197674	2,907E-05
38	228	17	172	275200	91733,33	0,00248547	0,0001853
39	161	26	57	91200	91200	0,00176535	0,0002851
40	231	14	107	171200	42800	0,0053972	0,0003271
41	382	27	1740	2784000	928000	0,00041164	2,909E-05
42	?	?	80	128000	128000	-	-
43	318	21	1343	2148800	358133,33	0,00088794	5,864E-05
44	347	30	733	1172800	390933,33	0,00088762	7,674E-05
45	?	?	1732	2771200	277120	-	-
46	217	18	175	280000	93333,33	0,002325	0,0001929
47	271	13	58	92800	92800	0,00292026	0,0001401
48	288	22	123	196800	196800	0,00146341	0,0001118
49	288	10	119	190400	190400	0,00151261	5,252E-05
50	332	24	150	240000	60000	0,00553333	0,0004
51	284	6	45	72000	72000	0,00394444	8,333E-05
52	276	13	414	662400	110400	0,0025	0,0001178

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1980 (1/11)							
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
1	269	82	68	108800	108800	0,00247243	0,0007537
2	233	71	39	62400	62400	0,00373397	0,0011378
3	276	145	70	112000	112000	0,00246429	0,0012946
4	283	205	55	88000	88000	0,00321591	0,0023295
5	269	170	54	86400	86400	0,00311343	0,0019676
6	352	72	165	264000	264000	0,00133333	0,0002727
7	0	1	?	0	0	-	-
8	0	1	?	0	0	-	-
9	178	32	54	86400	86400	0,00206019	0,0003704
10	196	14	106	169600	169600	0,00115566	8,255E-05
11	326	21	51	81600	81600	0,0039951	0,0002574
12	156	122	42	67200	67200	0,00232143	0,0018155
13	186	27	42	67200	67200	0,00276786	0,0004018
14	?	?	75	120000	120000	-	-
15	415	52	59	94400	94400	0,00439619	0,0005508
16	185	35	43	68800	68800	0,00268895	0,0005087
17	233	5	55	88000	88000	0,00264773	5,682E-05
18	379	49	1879	3006400	501066,67	0,00075639	9,779E-05
19	0	0	28	44800	44800	0	0
20	214	41	713	1140800	285200	0,00075035	0,0001438
21	0	1	-	0	0	-	-
22	288	17	44	70400	70400	0,00409091	0,0002415
23	238	13	34	54400	54400	0,004375	0,000239
24	281	3	200	320000	64000	0,00439063	4,688E-05
25	350	8	549	878400	62742,86	0,00557832	0,0001275
26	237	19	52	83200	83200	0,00284856	0,0002284

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1991 Sub-distrito (6/11)							
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
27	351	62	1017	1627200	406800	0,000863	0,0001524
28	373	25	125	200000	200000	0,001865	0,000125
29	302	27	33	52800	52800	0,00572	0,0005114
30	439	24	150	240000	240000	0,001829	0,0001
31	323	20	357	571200	285600	0,001131	7,003E-05
32	533	14	620	992000	992000	0,000537	1,411E-05
33	380	21	272	435200	145066,67	0,002619	0,0001448
34	341	44	52	83200	83200	0,004099	0,0005288
35	352	52	61	97600	97600	0,003607	0,0005328
36	384	26	373	596800	298400	0,001287	8,713E-05
37	251	41	109	174400	174400	0,001439	0,0002351
38	298	26	761	1217600	1217600	0,000245	2,135E-05
39	89	5	2271	3633600	3633600	2,45E-05	1,376E-06
40	2	0	101	161600	161600	1,24E-05	0
41	137	2	2907	4651200	1550400	8,84E-05	1,29E-06
42	517	21	?	?	?	-	-
43	357	8	?	?	?	-	-
44	265	20	400	640000	640000	0,000414	3,125E-05
45	214	12	176	281600	281600	0,00076	4,261E-05
46	372	32	3143	5028800	5028800	7,4E-05	6,363E-06
47	374	24	481	769600	384800	0,000972	6,237E-05
48	252	12	36	57600	57600	0,004375	0,0002083
49	303	8	249	398400	398400	0,000761	2,008E-05
50	370	14	50	80000	80000	0,004625	0,000175
51	50	1	1840	2944000	2944000	1,7E-05	3,397E-07
52	195	4	?	?	?	-	-
TOTAL	**15830**	**2033**	-	-	-	-	-

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1991 Sub-distrito (5/11)						
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
1	285	10	30	48000	48000	0,005938	0,0002083
2	344	49	43	68800	68800	0,005	0,0007122
3	314	62	64	102400	102400	0,003066	0,0006055
4	259	24	63	100800	100800	0,002569	0,0002381
5	386	45	86	137600	137600	0,002805	0,000327
6	461	8	371	593600	296800	0,001553	2,695E-05
7	459	11	70	112000	112000	0,004098	9,821E-05
8	317	34	103	164800	164800	0,001924	0,0002063
9	425	41	290	464000	464000	0,000916	8,836E-05
10	0	3	136	217600	108800	0	2,757E-05
11	202	62	963	1540800	1540800	0,000131	4,024E-05
12	322	101	324	518400	518400	0,000621	0,0001948
13	0	1	5	8000	8000	0	0,000125
14	332	42	75	120000	120000	0,002767	0,00035
15	222	85	37	59200	59200	0,00375	0,0014358
16	360	222	66	105600	105600	0,003409	0,0021023
17	330	109	70	112000	112000	0,002946	0,0009732
18	466	119	103	164800	164800	0,002828	0,0007221
19	305	178	89	142400	142400	0,002142	0,00125
20	332	30	33	52800	52800	0,006288	0,0005682
21	265	34	57	91200	91200	0,002906	0,0003728
22	377	29	65	104000	104000	0,003625	0,0002788
23	392	22	378	604800	604800	0,000648	3,638E-05
24	312	48	363	580800	580800	0,000537	8,264E-05
25	281	65	130	208000	208000	0,001351	0,0003125
26	258	54	284	454400	454400	0,000568	0,0001188

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1991 Sede (4/11)							
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
1	276	11	58	92800	92800	0,002974	0,0001185
2	290	17	34	54400	54400	0,005331	0,0003125
3	358	36	162	259200	259200	0,001381	0,0001389
4	261	29	36	57600	57600	0,004531	0,0005035
5	401	50	103	164800	164800	0,002433	0,0003034
6	359	46	51	81600	81600	0,0044	0,0005637
7	286	398	48	76800	76800	0,003724	0,0051823
8	297	41	54	86400	86400	0,003438	0,0004745
9	360	223	50	80000	80000	0,0045	0,0027875
10	224	15	59	94400	94400	0,002373	0,0001589
11	359	8	176	281600	281600	0,001275	2,841E-05
12	45	24	101	161600	161600	0,000278	0,0001485
13	249	11	64	102400	102400	0,002432	0,0001074
14	388	26	1014	1622400	405600	0,000957	6,41E-05
15	262	35	1192	1907200	476800	0,000549	7,341E-05
16	364	6	710	1136000	568000	0,000641	1,056E-05
17	289	23	192	307200	307200	0,000941	7,487E-05
18	312	16	220	352000	117333,33	0,002659	0,0001364
19	24	0	3311	5297600	5297600	4,53E-06	0
20	302	11	?	-	0	-	-
21	80	5	?	-	0	-	-
22	160	12	?	-	0	-	-
TOTAL	**5946**	**1043**	-	-	-	-	-

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1996 Sede (8/11)

Setor	Residências	Comércios	Área total (mm^2)	Área total (m^2)	Área construída	Resid/m^2	Comer/m^2
1	287	23	58	92800	92800	0,003093	0,00024784
2	259	25	34	54400	54400	0,004761	0,00045956
3	376	69	162	259200	259200	0,001451	0,0002662
4	269	35	36	57600	57600	0,00467	0,00060764
5	409	62	103	164800	164800	0,002482	0,00037621
6	343	56	51	81600	81600	0,004203	0,00068627
7	269	236	48	76800	76800	0,003503	0,00307292
8	336	62	54	86400	86400	0,003889	0,00071759
9	360	187	50	80000	80000	0,0045	0,0023375
10	273	20	59	94400	94400	0,002892	0,00021186
11	361	11	176	281600	281600	0,001282	3,9063E-05
12	381	32	101	161600	161600	0,002358	0,00019802
13	265	29	64	102400	102400	0,002588	0,0002832
14	381	23	1014	1622400	405600	0,000939	5,6706E-05
15	253	32	1192	1907200	476800	0,000531	6,7114E-05
16	450	17	710	1136000	568000	0,000792	2,993E-05
17	357	55	192	307200	307200	0,001162	0,00017904
18	290	24	220	352000	117333,33	0,002472	0,00020455
19	31	4	3311	5297600	5297600	5,85E-06	7,5506E-07
20	315	12	?	-	0	-	-
21	129	4	?	-	0	-	-
22	174	14	?	-	0	-	-
TOTAL	**6568**	**1032**	-	-	-	-	-

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1996 Sub-distrito (9/11)							
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
1	254	16	30	48000	48000	0,005292	0,00033333
2	307	53	43	68800	68800	0,004462	0,00077035
3	287	86	64	102400	102400	0,002803	0,00083984
4	254	46	63	100800	100800	0,00252	0,00045635
5	407	43	86	137600	137600	0,002958	0,0003125
6	428	11	371	593600	296800	0,001442	3,7062E-05
7	434	27	70	112000	112000	0,003875	0,00024107
8	348	52	103	164800	164800	0,002112	0,00031553
9	429	35	290	464000	464000	0,000925	7,5431E-05
10	1	2	136	217600	108800	9,19E-06	1,8382E-05
11	176	49	963	1540800	1540800	0,000114	3,1802E-05
12	330	118	324	518400	518400	0,000637	0,00022762
13	1	2	5	8000	8000	0,000125	0,00025
14	326	50	75	120000	120000	0,002717	0,00041667
15	299	102	37	59200	59200	0,005051	0,00172297
16	334	221	66	105600	105600	0,003163	0,0020928
17	313	107	70	112000	112000	0,002795	0,00095536
18	435	131	103	164800	164800	0,00264	0,0007949
19	304	146	89	142400	142400	0,002135	0,00102528
20	301	26	33	52800	52800	0,005701	0,00049242
21	271	32	57	91200	91200	0,002971	0,00035088
22	407	47	65	104000	104000	0,003913	0,00045192
23	407	32	378	604800	604800	0,000673	5,291E-05
24	343	53	363	580800	580800	0,000591	9,1253E-05
25	326	51	130	208000	208000	0,001567	0,00024519

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1996 Sub-distrito (10/11)							
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
26	236	51	284	454400	454400	0,000519	0,00011224
27	338	37	1017	1627200	406800	0,000831	9,0954E-05
28	384	40	125	200000	200000	0,00192	0,0002
29	293	49	33	52800	52800	0,005549	0,00092803
30	455	39	150	240000	240000	0,001896	0,0001625
31	300	26	357	571200	285600	0,00105	9,1036E-05
32	923	47	620	992000	992000	0,00093	4,7379E-05
33	381	28	272	435200	145066,67	0,002626	0,00019301
34	325	50	52	83200	83200	0,003906	0,00060096
35	323	46	61	97600	97600	0,003309	0,00047131
36	432	32	373	596800	298400	0,001448	0,00010724
37	242	37	109	174400	174400	0,001388	0,00021216
38	305	32	761	1217600	1217600	0,00025	2,6281E-05
39	88	6	2271	3633600	3633600	2,42E-05	1,6513E-06
40	2	0	101	161600	161600	1,24E-05	0
41	179	1	2907	4651200	1550400	0,000115	6,4499E-07
42	641	40	?	?	?	-	-
43	345	14	?	?	?	-	-
44	367	29	400	640000	640000	0,000573	4,5313E-05
45	250	19	176	281600	281600	0,000888	6,7472E-05
46	386	38	3143	5028800	5028800	7,68E-05	7,5565E-06
47	416	36	481	769600	384800	0,001081	9,3555E-05
48	243	10	36	57600	57600	0,004219	0,00017361
49	303	16	249	398400	398400	0,000761	4,0161E-05
50	378	18	50	80000	80000	0,004725	0,000225

ANEXO Densidade residencial e comercial Itajubá 1996 Sub-distrito (11/11)						
Setor	**Residências**	**Comércios**	**Área total (mm^2)**	**Área total (m^2)**	**Área construída**	**Resid/m^2**	**Comer/m^2**
51	53	0	1840	2944000	2944000	1,8E-05	0
52	229	7	?	?	?	-	-
TOTAL	**16539**	**2286**	-	-	-	-	-