

PAULO RICARDO CORRÊA CAIXETA

**MODELAGEM ESPACIAL DA DINÂMICA DA MANCHA URBANA
DE VIÇOSA-MG**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2014

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

C138m
2014

Caixeta, Paulo Ricardo Corrêa, 1988-

Modelagem espacial da dinâmica da mancha urbana de
Viçosa-MG / Paulo Ricardo Corrêa Caixeta. – Viçosa, MG,
2014.

xiii, 92f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui apêndices.

Orientador: Nilcilene das Graças Medeiros.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f.81-85.

1. Planejamento urbano - Viçosa (MG). 2. Solo - Uso -
Planejamento. 3. Geoprocessamento. 4. Modelagem espacial.
I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia
Civil. Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil.
II. Título.

CDD 22. ed. 307.76

PAULO RICARDO CORRÊA CAIXETA

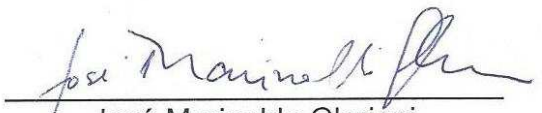
MODELAGEM ESPACIAL DA DINÂMICA DA MANCHA URBANA DE VIÇOSA-MG

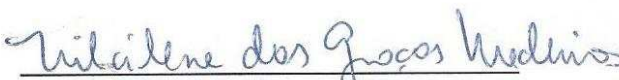
Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 03 de fevereiro de 2014.


Aline Werneck Barbosa de Carvalho


Marcos Heil Costa


José Marinaldo Gleriani
(Coorientador)


Nilcilene das Graças Medeiros
(Orientadora)

Aos que lutaram (e aos que ainda lutam) pela liberdade

AGRADECIMENTOS

Agradeço à República Federativa Brasileira que, através da Universidade Federal de Viçosa, proporcionou intensa contribuição à minha formação acadêmica e pessoal.

Aos mestres Nerilson Terra Santos, Gerson Rodrigues Dos Santos, Maria Lucia Calijuri, Vicente Paulo Soares e Carlos Antônio Álvares Soares Ribeiro pelo conhecimento compartilhado nas disciplinas cursadas, e à todos os funcionários do Departamento de Engenharia Civil.

Aos colegas de pós graduação Gabriel Diniz, Felipe Fernandes, Silvia Rocha, Marília Sanglard, Edilson Carmo, Marcone, Suelem Farias, Daniel Duarte, Marcos Sanches, Salomão, Luiza Betim, Vinícius Carvalho, Wellington Guimarães e Tânia Noronha, pela amizade e companheirismo nos estudos e em momentos de descontração.

À minha orientadora Nilcilene das Graças Medeiros por todo o conhecimento e atenção dispendidos neste período, guiando meus passos e exercendo a verdadeira função do mestre em minha formação.

Ao coorientador José Marinaldo Gleriani, pelos sábios conselhos e exemplo de pessoa, professor e pesquisador.

Ao professor Marcos Heil Costa, pela ampla visão de Mundo compartilhada em aula, e à professora Aline Werneck pela prestatividade em comporem a banca avaliadora.

Aos especialistas que me auxiliaram no aprendizado da modelagem espacial: Carolina Jaramillo e Evandro Lima, estudantes de pós graduação do Departamento de Engenharia Agrícola da UFV.

Aos meus pais Hélio e Cileine, à minha irmã Mariana Caixeta, meu novo irmão Fábio Caetano e familiares, que estiveram sempre presentes, com mensagens de força, paz e motivação, mesmo quando distantes.

Aos companheiros e amigos da Equipe LUVE de Peteca, que me proporcionaram o equilíbrio necessário para encarar novos desafios através de memoráveis partidas ou em conversas fora de quadra.

Aos colegas de república Judson Junior e Natália Rocha, presentes nos melhores domingos e risadas.

À minha namorada Keila Godoy Martins, fundamental em todas as fases dessa jornada, por nunca me deixar desanimar e apoiar sempre com compreensão e carinho.

Ao Serviço Autônomo de Água e Esgoto (SAAE) de Viçosa-MG, pela concessão da base de dados vetoriais do Projeto Viçosa Digital.

Ao apoio financeiro da CAPES.

E finalmente agradeço a Deus por me reservar tantas oportunidades de crescer e poder retribuir Sua bondade a todos aqueles que passarem por dificuldades.

Meu sincero muito obrigado!

SUMÁRIO

RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
LISTA DE FIGURAS	xi
LISTA DE TABELAS.....	xiii
1. INTRODUÇÃO.....	1
2. OBJETIVOS	3
2.1 Objetivos específicos	3
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	4
3.1 Informações Espaciais	4
3.1.1 Sistemas Multiespectrais de Sensoriamento Remoto.....	5
3.1.2 Extração de Informações	9
3.1.3 Análise Espacial em ambiente SIG	13
3.2 Modelagem Espacial	13
3.3 Crescimento urbano no Brasil	17
4. MATERIAIS E MÉTODOS	20
4.1 Área de estudo	20
4.2 Materiais utilizados.....	23
4.3 Metodologia proposta	23
4.3.1 Levantamento de Dados Espaciais.....	24
i Escolha e aquisição de imagens	26
ii Registro.....	27
iii Recorte e Modelo Linear de Mistura Espectral	29
iv Índice de Vegetação	31
v Reclassificação.....	31
4.3.2 Modelagem Espacial	32
i Pesos de Evidência e probabilidades de transição	33
ii Matriz de transição.....	35
iii Funções de transição e alocação	37
iv Avaliação	38
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES	43
5.1 Aquisição, registro e recorte de imagens	43
5.2 Mapas de Paisagem	43
5.3. Seleção de variáveis.....	47

5.4. Pesos de Evidência	49
5.5. Mapas de paisagem simulados.....	58
5.6. Mapas de paisagem projetados.....	64
5.7. Avaliação	69
6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	78
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	81
APÊNDICE	86

RESUMO

CAIXETA, Paulo Ricardo Corrêa, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, Fevereiro de 2014. **Modelagem espacial da dinâmica da mancha urbana de Viçosa-MG**. Orientador: Nilcilene das Graças Medeiros. Coorientador: José Marinaldo Gleriani.

O planejamento urbano, fundamental para solucionar os impactos negativos do crescimento demográfico, teve na aprovação do Estatuto das Cidades (Lei nº 10.257/2001) um considerável ganho em diretrizes e instrumentos normativos para regulamentação de políticas urbanas. Contudo, sua aplicação requer uma infraestrutura geoinformacional que auxilie o planejamento e gestão dos municípios, fornecendo mecanismos de análises e diagnósticos para tomadas de decisão. Este trabalho visou avaliar a capacidade de utilização de modelos dinâmicos de uso do solo baseados na estrutura de autômatos celulares para simulação da mancha urbana do município de Viçosa-MG em momentos atuais e futuros. O modelo adotado está implementado no *software* DINAMICA EGO, de caráter gratuito. Neste modelo, os dados de entrada constituem-se em variáveis cartográficas que influenciam o fenômeno de expansão da mancha urbana. Além destas, utiliza-se também “mapas de paisagem”, que se referem ao uso do solo nas épocas de início e final do intervalo temporal estudado. Para obtenção das informações de uso do solo históricas, foram utilizadas imagens do sensor *Thematic Mapper* (TM), do satélite Landsat 5, que foram classificadas por meio de técnicas de mistura espectral e índice de vegetação de forma a discriminar as classes predominantes. Com a combinação destas variáveis pelo somatório de seus pesos de evidência, obteve-se as áreas mais susceptíveis às transições. Os modelos foram definidos em intervalos de 13, 9 e 4 anos e sua avaliação foi feita pela comparação com dados de referência utilizando contextos de vizinhança, conhecidos por índices de similaridade. Nas projeções realizadas para os anos de 2015 e 2019, observou-se a tendência de consolidação de áreas semiurbanizadas e a expansão em sentido radial ao centro da cidade, limitado pelas regiões de alta declividade ou com presença de fragmentos de Mata Atlântica que impedem a urbanização, seguindo a tendência apresentada nos períodos anteriores. Pela avaliação quantitativa da similaridade dos resultados

dos modelos de simulação com dados de referência, os valores estiveram acima de 0,45 para análise com decaimento exponencial e 0,84 para análise de decaimento constante em janela 11x11, considerados satisfatórios. Assim, a modelagem baseada em autômatos celulares espacializou as transformações ocorridas ao longo dos períodos analisados de forma semelhante aos padrões que de fato ocorreram, e indicaram a capacidade de extrapolação dos modelos no tempo com a finalidade de se conhecer projeções futuras das possíveis transições.

ABSTRACT

CAIXETA, Paulo Ricardo Corrêa, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2014. **Spatial modeling of the urban spot dynamics of Viçosa-MG.** Advisor: Nilcilene das Graças Medeiros. Co-Advisor: José Marinaldo Gleriani.

Urban Planning, as the key to solve the negative impacts of population growth, obtained a considerable gain in guidelines and legal tools for the regulation of urban policies on the approval of the Cities' Statute (Law No. 10.257/2001). However, the implementation of urban planning requires geoinformatic infrastructure that assists the planning and management of cities, providing analysis and diagnostic mechanisms for decision making. Thus, this study evaluated the ability of dynamic models of land use based on the structure of cellular automata for simulating the landscape in current and future events. The model is implemented in the DINAMICA EGO free software. In this model, the input data constitute cartographic variables that influence the phenomenon of urban expansion. Besides these variables, "landscape maps" were also used, which refer to land use in the beginning and in the end of the interval studied. In order to obtain historical information regarding land use, it was used images taken from the *ThematicMapper* (TM) sensor, on board Landsat 5 satellite, which were classified using techniques of spectral mixture and vegetation index for discriminating the dominant classes. By combining these variables through the sum of the weights of evidence, it was obtained the areas which are most likely to transitions. The models were set at intervals of 13, 9 and 4 years, and their assessment was made by comparing reference data using neighborhood analysis, as known as similarity indices. In the projections for the years of 2015 and 2019, it was observed a trend toward the consolidation of semi-urbanized areas, and the expansion in radial direction from the town center, bounded by regions of high declivity, or with fragments of Mata Atlantica, which hinders urbanization, following the trend shown in the previous periods. Through quantitative assessment of the similarity of the results of simulation models with reference data, values were above 0.45 for analysis of exponential decay, and 0.84 for analysis of steady decay at a 11x11 window, which were considered satisfactory. Therefore, the modeling based on cellular automata (CA) spatialized the changes which occurred over the intervals analyzed, similarly to the

standards that actually occurred in the same interval, and indicated the ability to extrapolate the model's period in order to find out future projections of possible transitions.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Matriz de imagem digital em escala de brilho de 0 a 255	7
Figura 2 – Esquema de imagem multiespectral com (k) bandas	7
Figura 3 – Classificação de modelos de acordo com as hipóteses analisadas.	14
Figura 4 – Modelo de arquitetura do Dinamica EGO	16
Figura 5 – Localização da Área de Estudo referente ao Município de Viçosa-MG	20
Figura 6 – Fluxograma esquemático do processo de geração de mapas de paisagem	25
Figura 7 – Fluxograma do preparo das variáveis para entrada no Dinamica EGO	26
Figura 8 – Limites do município de Viçosa em uma composição 3B4G5R, com ênfase a área urbana (roxo), na figura destacada.....	29
Figura 9 – Interface gráfica da ferramenta de determinação de pesos de evidência do Dinamica EGO	35
Figura 10 – Fluxograma ilustrativo da teoria dos grafos.....	36
Figura 11 – Interface gráfica do modelo implementado no Dinamica EGO para transição de uso do solo	38
Figura 12 – Esquema ilustrativo do método de Hagen (2003)	41
Figura 13 – Fluxograma da metodologia utilizada	42
Figura 14 – Imagens recortadas em composição colorida RGB321 e Mapas de Paisagem para os anos 1994, 2003, 2007 e 2011	44
Figura 15 - Composição Colorida RGB543 com imagem do sensor TM de 2003 e Componentes do MLME do ano de 2003: a) “Urbano”; b) “Mata”; c) “Vegetação Arbustiva”; d) “Pastagem”	45
Figura 16 - Componentes “Urbano” do MLME dos anos: a) 1994; b) 2003; c) 2007; d) 2011	46
Figura 17 – Pesos de evidência da variável “Distância de áreas já urbanizadas” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V.....	51

Figura 18 – Pesos de evidência da variável “Faixas de declividade” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V	52
Figura 19 – Pesos de evidência da variável “Distância de instituições de ensino superior” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V	54
Figura 20 – Pesos de evidência da variável “Distância do Parque Tecnológico e Distrito Industrial da mancha urbana” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V	56
Figura 21 – Pesos de evidência da variável “Distância de logradouros” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V	57
Figura 22 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo I (1994/2003)	59
Figura 23 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo II (1994-2007)	60
Figura 24 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo III (2003/2007)	61
Figura 25 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo IV (2003/2011)	62
Figura 26 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo V (2007/2011)	63
Figura 27 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo I (1994/2003-2011)	65
Figura 28 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo II (1994/2007-2011)	66
Figura 29 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo III (2003/2007-2011)	66
Figura 30 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo IV (2003/2011-2019)	67
Figura 31 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo V (2007/2011-2015)	68
Figura 32 – Comparação visual entre mapas de paisagem simulados e mapas de paisagem de referência nos modelos: I- a) e b); II-c) e d); III-c) e e)	70
Figura 33 – Comparação visual entre mapas de paisagem simulados e mapas de paisagem de referência nos modelos: IV- a) e b); V- a) e c)	71
Figura 34 – Comparação visual entre mapas de paisagem projetados do ano de 2011 nos modelos: I (b), II (c) e III (d) com o mapa de paisagem de referência de 2011 (a)	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Sensores e cronologia dos satélites do programa Landsat	7
Tabela 2 – Características dos sensores MSS e TM e características orbitais do satélite Landsat5	8
Tabela 3 – Dados censitários da população residente na área urbana e rural de Viçosa-MG	23
Tabela 4 – Imagens multiespectrais utilizadas	27
Tabela 5 – Área (Km ²) da mancha urbana do município de Viçosa-MG	47
Tabela 6 – Resultado do Índice de Similaridade <i>Calc Reciprocal Similarity</i> para os modelos de simulações I, II, III, IV e V	71
Tabela 7 – Resultado do Índice de Similaridade <i>Multi-Window Similarity of Difference</i> para os modelos de simulações I, II, III, IV e V, em múltiplas janelas de resolução	72
Tabela 8 - Resultado do índice de similaridade <i>Calc Reciprocal Similarity</i> para os modelos de projeções I, II e III	75
Tabela 9 – Resultado do índice de similaridade <i>Multi-Window Similarity of Difference</i> para os modelos de projeções I, II e III	76

1. INTRODUÇÃO

A evolução das cidades brasileiras é caracterizada pela falta de planejamento e pela incipiente preocupação com critérios socioambientais, decorrente de um conjunto de fatores, como: sociedade pouco consciente em termos de direitos e deveres, tendência da gestão pública em planejar cidades para período de curto prazo e, associado a isso, uma legislação sem força para se fazer cumprir.

Dessa forma, o crescimento urbano que teria potencial para oferecer aos cidadãos uma vida segura e com qualidade, tem resultado em cidades com críticos problemas socioambientais e, conseqüentemente econômicos. Destacam-se ainda as tendências alarmantes para o futuro dos centros urbanos, já que, mantendo-se padrões desordenados de crescimento, reduzem-se as opções viáveis para benfeitorias e expõe-se a população ainda mais a fatores de risco, como: inundações, deslizamentos, limitação da mobilidade urbana, poluição ambiental, acentuação da densidade populacional, dentre outros.

Com vista no cenário apresentado, vislumbra-se a importância do estudo da modelagem do território e a inclusão de análises espaciais criteriosas nos processos de tomada de decisão. Espera-se que o desenvolvimento e gerenciamento do território tragam benefícios não somente para minorias com maior influência política, e sim para a sociedade e o ambiente como um todo, de forma imparcial e coletiva.

Para Smith e Smith (2007), um modelo é definido como a representação simplificada da realidade e, para Burrough (1998), “um modelo espacial dinâmico é uma representação matemática de um processo do mundo real em que uma localização na superfície terrestre muda em resposta a variações em suas forças direcionadoras”. Este conceito reforça uma das linhas de tendências das geotecnologias atuais, que ainda baseiam-se numa visão estática e bidimensional do mundo, buscando realizar simulações numéricas de processos dependentes do tempo (PEDROSA e CÂMARA, 2003).

A fim de simular a dinâmica espacial, abordagens que envolvem a representação do espaço como matrizes de células, e processos que regem sua

transição com aplicações de equações matemáticas e regras de transição, são apresentadas como soluções para a modelagem de sistemas ambientais. Tais abordagens destacam-se pela afinidade com os princípios de funcionamento e aplicações de alguns Sistemas de Informação Geográfica (SIG), através do uso de autômatos celulares (PEDROSA e CÂMARA, 2003).

De posse dos dados disponíveis e após definição das variáveis que influenciam a mudança de uso do solo, pode-se elaborar um modelo espacial que melhor se ajuste à realidade da área em estudo e, após avaliar a qualidade do resultado, inferir sobre a capacidade de geração de cenários futuros através de prognósticos.

Tais análises podem auxiliar a difusão para a comunidade acadêmica, para a administração pública e demais partes interessadas, de diretrizes capazes de modelar o ambiente e avaliar sua dinâmica temporal, mitigando problemas vividos pela sociedade brasileira, como a falta de planejamento do território e os consequentes desastres ambientais.

É imprescindível que a administração pública, bem como entidades a ela relacionadas, conheçam substancialmente a dinâmica do espaço que estão gerenciando. Da mesma forma, a iniciativa privada requer o planejamento estratégico de seus investimentos para que a alocação de recursos ocorra de fato nas áreas mais propícias para o negócio em questão, e se antecipar às mudanças territoriais é uma forma de se destacar no tão disputado mercado. Como complemento, Refosco (2004) lembra que, em relação aos problemas de gestão ambiental, a modelagem viabiliza uma integração de diversos fatores e variáveis envolvidas no processo de conhecimento de sistemas ambientais. Assim, a modelagem permite a criação de um “terreno” artificial de integração dos conhecimentos em um ambiente capaz de analisar e testar variados fatores envolvidos no fenômeno, permitindo inclusive avaliar de forma mais fidedigna os impactos de uma possível tomada de decisão.

2. OBJETIVOS

Objetivou-se neste trabalho calibrar um modelo dinâmico espacial, que seja capaz de simular o fenômeno de transição da mancha urbana do município de Viçosa-MG, com a finalidade de traçar as tendências de crescimento e fornecer informações para o planejamento urbano e regional.

2.1 Objetivos específicos

- Levantar informações espaciais, atuais e históricas, sobre a área estudada;
- Gerar mapas de uso e cobertura da Terra, utilizando processos de classificação supervisionada de imagens e modelo linear de mistura espectral;
- Identificar as principais variáveis espaciais que influenciam o fenômeno de transição da mancha urbana do Município de Viçosa-MG;
- Calibrar o modelo da dinâmica da mancha urbana do município de Viçosa-MG em intervalos de 13, 9 e 4 anos;
- Gerar cenários futuros através do Dinamica EGO para a mancha urbana de Viçosa-MG com projeção de até 9 anos.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Informações Espaciais

A obtenção de informações espaciais sempre esteve atrelada ao processo evolutivo da humanidade, com o desenvolvimento de técnicas cada vez mais sofisticadas. No princípio, o levantamento destas informações restringia-se a consultas *in situ*, que apesar de serem usadas como referência terrestre (algumas vezes chamada de verdade terrestre), também podem apresentar resultados com viés representativos ou não. No entanto, a principal limitação das coletas *in situ* refere-se à sua capacidade de visão sinóptica em área da campanha de coleta, que em relação ao Sensoriamento Remoto, é consideravelmente menor.

Registros indicam que a coleta de informações espaciais por Sensoriamento Remoto em nível aéreo iniciou-se com a utilização de câmeras fotográficas acopladas a balões mais leves que o ar, pipas e até mesmo em pombos treinados. Com o advento das aeronaves, a Fotogrametria, arte ou ciência de obter medidas confiáveis por meio da fotografia (American Society of Photogrammetry, 1952; 1966) se desenvolveu e foi largamente utilizada para fins de reconhecimento de campo de adversários nas primeiras guerras mundiais (JENSEN, 2009).

Já com o avanço computacional e o domínio de sistemas de sensores espaciais, um novo leque de fontes de obtenção de dados espaciais surgiu. Através dos sistemas de sensores a bordo de satélites que orbitam o globo terrestre é possível obter dados multiespectrais, multitemporais e sinópticos, alcançando resoluções espaciais submétricas. Em paralelo, desenvolveram-se diversos algoritmos para auxiliar no processamento das imagens obtidas por tais sensores, permitindo, por exemplo, a identificação de classes temáticas que representam a cobertura da Terra de uma determinada região de forma semiautomática, a delimitação de bacias hidrográficas e identificação de redes de drenagem, etc.

Além disso, com o lançamento de “constelações” de satélites que auxiliam o posicionamento terrestre, é possível a localização de pontos na

superfície terrestre com precisões milimétricas dependendo dos procedimentos e do tipo de receptor utilizado.

As geotecnologias, ou tecnologias relacionadas ao levantamento e manipulação de informações espaciais, estão associadas às seguintes áreas do conhecimento: Sensoriamento Remoto, Geoprocessamento, Geodésia e Topografia. Tais tecnologias contam também com o suporte de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), que abrangem um conjunto de software e hardware que se prestam no tratamento de informações e dados espaciais.

3.1.1 Sistemas Multiespectrais de Sensoriamento Remoto

De acordo com Meneses e Almeida (2012), Sensoriamento Remoto é um termo cunhado no início dos anos de 1960 por Evelyn L. Pruitt e o destaca como uma das mais bem sucedidas tecnologias de coleta automática de dados para o monitoramento dos recursos terrestres em escala global.

Dentre as definições mais tradicionais conhecidas por Sensoriamento Remoto, podemos citar: *“medição ou aquisição de informação de alguma propriedade de um objeto ou fenômeno, por um dispositivo de registro que não esteja em contato físico ou íntimo com o objeto ou fenômeno em estudo”* (CORWELL, 1983).

Uma analogia proposta por Soares (2011) para exemplificar o termo é o de uma pessoa durante o ato de leitura que, segundo ele, cumpre todas as etapas do sensoriamento remoto. Neste caso:

[...] os sensores são os olhos, cujos detectores (células da retina), sem contato com a folha de papel, captam a informação nela contida. A fonte de radiação eletromagnética é a lâmpada (ou o sol) cuja luz, ao ser refletida de diferentes formas pelo conteúdo da página, transporta estes reflexos como informação até os olhos. O cérebro, ao receber os impulsos (brilhos, cores da folha de papel, textura etc.), interpreta seus significados (SOARES, 2011).

As informações registradas pelos sistemas multiespectrais de sensoriamento remoto são obtidas após várias etapas que envolvem: emissão da energia eletromagnética por uma fonte; transmissão desta energia pela atmosfera terrestre; interação com a superfície (alvos); e por fim, a energia eletromagnética atravessa novamente a atmosfera para ser então captada pelo

sensor (JENSEN, 2009). Em cada uma das etapas descritas anteriormente a energia eletromagnética interage de acordo com as condições de cada meio de propagação ou superfície de interação, definindo de forma decisiva os resultados obtidos na geração das imagens e em sua interpretação.

A constante evolução dos sistemas imageadores tem permitido a obtenção de imagens com resoluções espaciais submétricas aliadas a melhores resoluções radiométricas e espectrais, bem como hiperespectrais (centenas de bandas) com resoluções temporais de poucos dias ou horas. Assim, viabiliza-se sua aplicação em diversas áreas como: levantamentos de recursos naturais e mapeamentos temáticos, monitoração ambiental, detecção de desastres naturais, desmatamentos florestais, previsões de safras, cadastramentos multifinalitários, cartografia, defesa e vigilância, entre outras (MENESES e ALMEIDA, 2012).

Geralmente, o produto gerado por tais sistemas multiespectrais de sensoriamento remoto são matrizes de números, sendo que tais números expressam um valor digital de brilho (BV) ou número digital (*digital number – DN*) que representam a resposta espectral dos alvos imageados a partir da conversão analógico-digital. Nesta matriz, cada valor digital está localizado em uma linha (i) e coluna (j) específicos, definindo o menor elemento não-divisível da imagem digital como pixel (Figura 1). Este conjunto de dados pode ser composto por n bandas individuais (k), onde cada banda refere-se a um comprimento de onda específico do imageamento multiespectral ou hiperespectral (Figura 2). Logo, pode-se identificar um valor de brilho na imagem multiespectral por suas coordenadas de linha (i), coluna (j) e banda (k), ou seja, $BV_{i,j,k}$ (JENSEN, 2009).

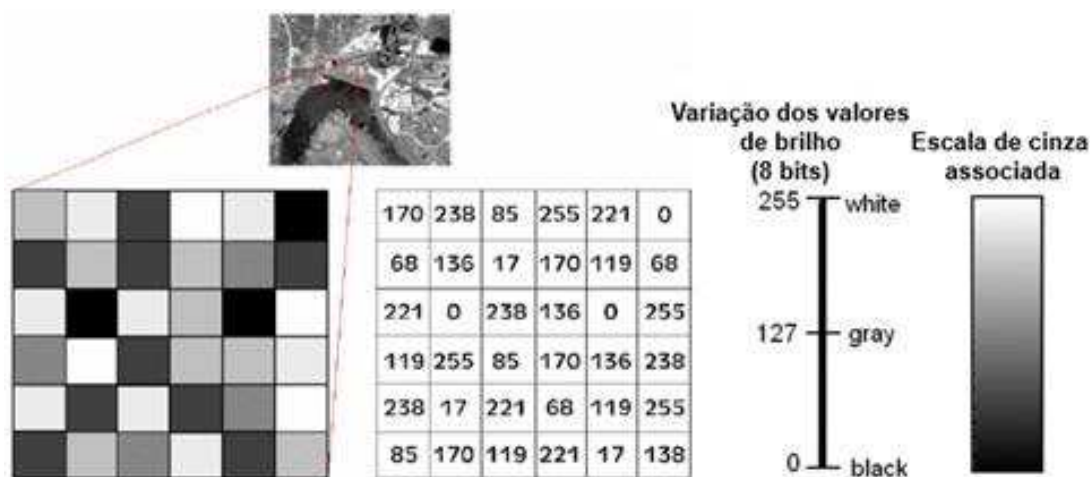


Figura 1 – Matriz de imagem digital em escala de brilho de 0 a 255

Fonte: JENSEN, 2009

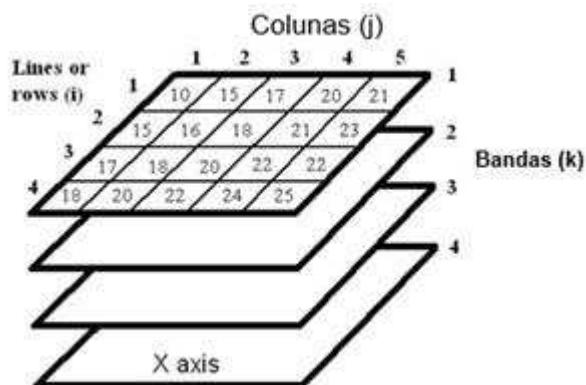


Figura 2 – Esquema de imagem multispectral com (k) bandas

Fonte: JENSEN, 2009

Dentre os sistemas multispectrais de sensoriamento remoto, destaca-se o sensor Thematic Mapper (TM), a bordo do satélite de observação de recursos terrestre Landsat 5. Este satélite é o quinto de uma série de satélites que compõem o Programa Norte Americano “Earth Resource Technology Satellite” (ERTS), iniciado em 1967 pela “National Aeronautics & Space Administration” (NASA), e posteriormente denominado de Landsat. As datas de lançamento e encerramento de operação de cada satélite do programa ERTS estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Sensores e cronologia dos satélites do programa Landsat

Satélite	Lançamento	Fim de operação	Sensor
Landsat – 1	Jul./1972	Jan./1978	MSS/RBV

Landsat – 2	Jan./1975	Jul./1983	MSS/RBV
Landsat – 3	Mar./1978	Set./1983	MSS/RBV
Landsat – 4	Jul./1982	Jun./2001	MSS/TM
Landsat – 5	Mar./1984	Jan./2011	MSS/TM
Landsat – 6	Out./1993	Out./1993	ETM
Landsat – 7	Abr./1999	Mai./2003	ETM+
Landsat – 8	Fev./2013	em operação	OLI

O Landsat 5 é considerado um sucesso da engenharia espacial por sua longevidade de operação, registrando e transmitindo mais de 2,5 milhões de imagens em mais de 150.000 órbitas pelo globo ao longo de vinte e nove anos, um recorde reconhecido pelo *Guinness Book* (NASA, 2013).

Lançado em 01 de março de 1984, o sistema de sensor TM é um sensor óptico-mecânico “whiskbroom” que registra a energia nas regiões do visível, infravermelho próximo, infravermelho de ondas curtas (SWIR) e infravermelho termal do espectro eletromagnético, com resolução espacial de 30 metros e revisita de 16 dias. Um resumo com as características dos sensores MSS e TM e características orbitais do satélite Landsat 5 são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Características dos sensores MSS e TM e características orbitais do satélite Landsat5

MSS		TM	
Canal	C. de onda (um)	Canal	C. de onda (um)
4	0,5 - 0,6	1	0,45 - 0,52
5	0,6 - 0,7	2	0,52 - 0,60
6	0,7 - 0,8	3	0,63 - 0,69
7	0,8 - 1,1	4	0,75 - 0,90
		5	1,55 - 1,75
		6	10,40 - 12,50
		7	2,08 - 2,35
Resolução espacial	80 m	Resolução espacial	30 m (b6: 120 m)
Resolução rad.	6 bits (64 níveis)	Resolução rad.	8 bits (256 níveis)
Características orbitais do LANDSAT 5			
Largura da faixa imageada:		185km	
Órbita:		quase polar, hélio-síncrona	
Altitude:		705 km	
Inclinação:		98,2°	
Período:		99min	
Hora de cruzamento do Equador:		09:45	
Periodicidade:		16 dias	
Abertura angular:		11,56°	

Fonte: IBGE (2001)

Complementado pelos dados dos demais satélites da série Landsat, o acervo de imagens multiespectrais do sensor TM, representam uma rica fonte de dados para estudos ambientais, permitindo análises históricas e estudos envolvendo dinâmicas temporais.

3.1.2 Extração de Informações

O aumento da capacidade de processamento de dados alcançado pelo avanço computacional, associado à melhoria de resoluções dos sensores orbitais destinados ao monitoramento de recursos terrestres, trouxe um ganho considerável nas aplicações do Sensoriamento Remoto e mais precisamente no monitoramento de recursos terrestres (CORREA et al., 2005).

Outro avanço observado é a criação de algoritmos de classificação e de reconhecimento de padrões em imagens digitais, que automatizaram um procedimento antes manual, subjetivo e demorado, como a interpretação de fotos aéreas e vetorização em mesas digitalizadoras.

Classificadores automáticos tornam o processo de mapeamento ou reconhecimento dos alvos menos subjetivo, além de permitir que o procedimento seja repetido quando necessário (NOVO, 2010). Outra vantagem deste método é a utilização de mais de três bandas espectrais, logo, de mais informações simultaneamente (FONSECA, 2000).

A classificação automática pode ser do tipo supervisionada ou não supervisionada. A primeira requer do analista o fornecimento de amostras representativas para cada classe a ser identificada na imagem. Destas amostras, são extraídos parâmetros estatísticos, como uma função densidade de probabilidade, as quais servirão de critério de decisão para a rotulação de cada pixel da imagem (FONSECA, 2000). Já o segundo tipo, a não supervisionada, não exige do analista conhecimento prévio do número ou identificação das classes presentes na imagem a ser classificada e os pixels são classificados em classes espectrais por algoritmos de agrupamentos (“*clustering*”) (NOVO, 2010).

Novas abordagens para fins de extração de informações de forma automática vêm sendo investigadas no intuito de se obter ganhos na qualidade temática das imagens classificadas de forma específica em função da resolução espacial das imagens (grosseiras, médias, altas ou altíssimas). Para imagens

com resoluções espaciais mais finas, destaca-se o uso de abordagens por região. Em caso de disponibilidade de dados auxiliares de múltiplas fontes (assinaturas espectrais, informações de contexto e textura), classificadores não-paramétricos avançados, como Redes Neurais Artificiais (RNA), Árvore de Decisão e classificações baseadas no conhecimento (Knowledge-based) têm recebido destaque (LU e WENG, 2007).

Para lidar com problemas de mistura espectral em imagens de resolução espacial média ou grosseiras, abordagens que considerem as informações subpixel podem contribuir com ganhos de acurácia, como o uso de Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) (LU e WENG, 2007).

Em um MLME, a mistura espectral de um pixel é decomposta em componentes que representam os possíveis usos do solo presentes no pixel, mas que, devido à sua resolução espacial agrega esta informação em um valor médio. Para tanto, a Equação 1 expressa a formulação matemática que emprega o método dos mínimos quadrados para estimar as proporções de cada pixel “puro” pela minimização da soma dos quadrados dos erros (SHIMABUKURO e SMITH, 1991).

$$R_i = a * X_{1i} + b * X_{2i} + c * X_{3i} + e_i \quad (1)$$

sendo R_i a resposta espectral do pixel na banda i ; a, b e c , as proporções de vegetação, solo e sombra (ou água); X_{1i} , X_{2i} e X_{3i} , as respostas espectrais dos componentes “puros” na banda i ; e e_i , o erro na banda i , em que o subscrito i é a banda espectral considerada.

Como resultado, a decomposição linear gera imagens sintéticas dos componentes referentes aos pixels puros indicados, onde cada um representa a fração de contribuição deste pixel puro para cada pixel da imagem (MOREIRA, 2011).

Posteriormente, cada imagem sintética pode ser rotulada de acordo com faixas de valores de brilho, através de processo de reclassificação ou linearização, onde todos os valores acima de um limiar pré-estabelecido são rotulados para um valor específico (0 e 1, por exemplo).

Com a finalidade de realçar alvos específicos também podem ser utilizados índices em que, por meio de operações aritméticas entre as reflectâncias de bandas de diferentes comprimentos de onda, são geradas

imagens sintéticas onde alvos específicos são apresentados com maior valor numérico em detrimento dos demais alvos de fundo da imagem, que ficam com valores numéricos menores, condensando assim as informações espectrais. Também conhecidos como índices de vegetação, tais índices podem ser utilizados com a finalidade de discriminar a vegetação, avaliar as condições de crescimento das culturas, ocorrência de doenças, pragas, secas e geadas, e diversos eventos catastróficos (LIU, 2006).

O índice de vegetação é baseado nas propriedades da superfície da vegetação, que geralmente absorve a radiação na faixa visível do espectro eletromagnético e reflete na faixa do infravermelho próximo, e pela operação aritmética entre a reflectância referente a estas bandas, seja ela por meio de uma razão, diferença ou outras formas de combinação.

O índice de vegetação da diferença normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) de Rouse et al. (1973) é dado, no caso dos sensores TM e ETM+ do Landsat 5 e 7, pela diferença da reflectância da banda 4 (infravermelho) e a reflectância da banda 3 (vermelho), normalizada pela razão com a soma da reflectância das bandas 4 e 3 (Equação 2). Liu (2006) apresenta como vantagem do método, a capacidade de eliminação parcial das interferências atmosféricas, além da minimização dos efeitos de variação entre ângulos solares e ângulo de visada dos sensores devido à normalização realizada.

$$NDVI = \frac{(\rho_{IVP} - \rho_V)}{(\rho_{IVP} + \rho_V)}, \quad (2)$$

onde: NDVI = índice de vegetação da diferença normalizada

ρ_V = reflectância na região do vermelho

ρ_{IVP} = reflectância na região do infravermelho próximo

Contudo, a escolha do classificador adequado para um determinado estudo está vinculada a fatores como: fonte e resolução dos dados utilizados, habilidades e disponibilidade do algoritmo de classificação. Ressalta-se também a importância da escolha adequada dos dados de sensoriamento remoto, que devem considerar fatores como: objetivos do usuário, escala e características da área de estudo, além da disponibilidade de acervos históricos de imagens

quando o estudo envolver dinâmica temporal. Outro fator importante é a habilidade do usuário em utilizar as imagens selecionadas bem como o classificador a ser adotado (LU e WENG, 2007).

A imagem obtida por meio do sensoriamento remoto requer um processo prévio de correção, a fim de corrigir eventuais distorções no posicionamento (correção geométrica) ou nos valores de pixels da mesma (retificação radiométrica). Tais processos são integrantes do Processamento Digital de Imagens (PDI), sendo enquadradas na categoria de pré-processamento.

A correção geométrica de imagens digitais é de suma importância para transformar coordenadas da imagem (Linha, Coluna) em coordenadas terrestres baseadas em um determinado sistema de projeção como UTM (N, E), por exemplo, além de corrigir possíveis distorções ocasionadas no processo de aquisição da imagem, como rotação e curvatura da Terra.

A importância de georreferenciar uma imagem deve-se ao fato de que, com as coordenadas de tela somente, não se consegue extrair informações importantes sobre a área de estudo, como distâncias, perímetros e áreas terrestres, com qualidade posicional compatível com os dados de referência espacial, após a correção dos erros sistemáticos envolvidos no processo de aquisição da imagem. Com a imagem georreferenciada pode-se extrair coordenadas georreferenciadas de pontos ou feições de interesse do terreno físico e, além disso, torna-se possível a integração de dados espaciais de diferentes fontes num ambiente SIG.

Uma característica importante num processo de georreferenciamento está relacionada à necessidade da obtenção de informações de referência espacial (Pontos de Controle). Esta informação pode ser obtida por coleta dos pontos de controle em campo, definidos em locais com melhor identificação a fim de proporcionar uma melhor correspondência entre informações homólogas (pontos na imagem e pontos no terreno) e conseqüentemente erro residual observacional, bem como menor raiz do erro quadrático médio (RMSe). Em um método alternativo, faz-se uso da correspondência de pontos entre imagens, sendo uma delas, considerada como referência, previamente corrigida de modo a servir de referência espacial para outras imagens, dispensando a necessidade

de coleta dos pontos de controle em campo. Assim, o segundo método possibilita um processo de menor onerosidade e custos, porém o operador se encontra susceptível a herdar erros advindos da imagem utilizada como referência espacial.

3.1.3 Análise Espacial em ambiente SIG

Uma das definições para Sistemas de Informações Geográficas remete-se a:

Um sistema de computadores e periféricos, programas, dados, pessoas, organizações e instituições com o propósito de coletar, armazenar, analisar e disseminar informações sobre áreas da Terra (CHRISMAN, 1997, p. 1530).

Câmara et al. (2005) dizem que o termo Sistemas de Informação Geográfica é aplicado para sistemas capazes de processar dados geográficos, fazendo inferências não apenas com base nas características alfanuméricas como também através da localização espacial. Assim o administrador (seja ele urbanista, engenheiro ou planejador), pode visualizar uma infinidade de informações que enriquecem seu ambiente de trabalho, permitindo inclusive análise das inter-relações destas informações baseadas em uma característica que possuem em comum, a localização geográfica (MOREIRA, 2011).

Os recursos de um SIG permitem associar dados geográficos a uma infinidade de atributos (dados alfanuméricos). Dessa forma, é possível a realização de consultas, análises e simulações envolvendo todo tipo de informação em que a localização seja relevante (MOREIRA, 2011).

3.2 Modelagem Espacial

Assim como em modelos físicos, esculturas de argila ou modelos matemáticos, um modelo espacial é uma representação simplificada da realidade. Assim, quando se cria um modelo, deve-se observar a realidade, decidir quais aspectos da realidade são importantes para descrever o fenômeno que se quer observar e escolher a técnica de representação destes aspectos, definindo dessa forma o modelo (SMITH e SMITH, 2007).

Para fins de classificação de modelos pode-se basear nas características intrínsecas às hipóteses a serem testadas, e assim, inferir sobre os requerimentos deste modelo. Desse modo, um modelo pode ser classificado segundo os seguintes aspectos: saída, dados de entrada, escopo (o modelo pode ser replicado em condições externas àquelas na qual foi experimentado?) e aplicação (funcional ou mecanicista) (SMITH e SMITH, 2007). A figura 3 ilustra esta forma de classificação de um modelo:

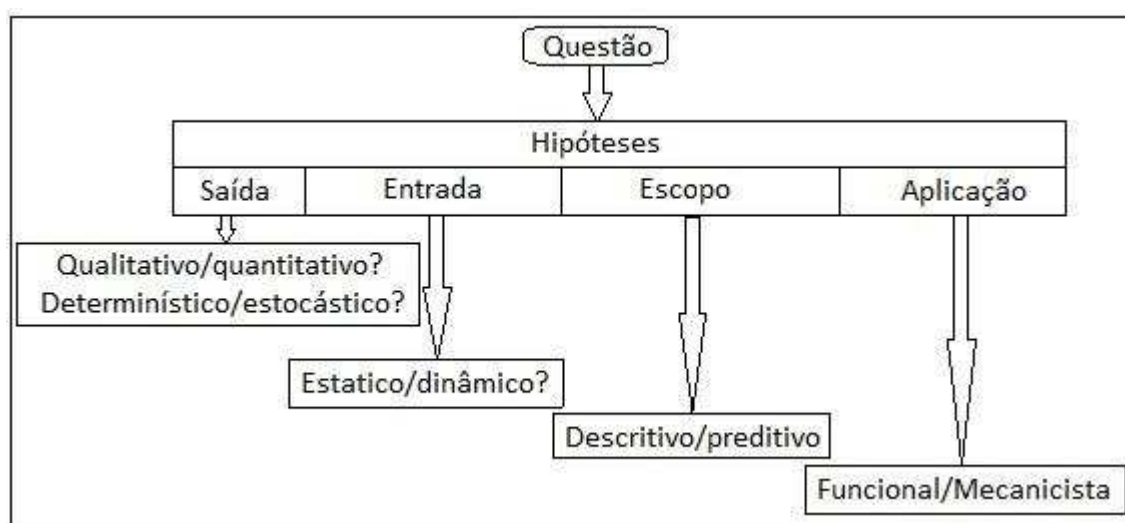


Figura 3 – Classificação de modelos de acordo com as hipóteses analisadas

Fonte: adaptado de SMITH e SMITH, 2007

As atividades produtivas e consequentemente os padrões de uso dos solos pela sociedade são fenômenos complexos e dinâmicos. Segundo Godoy e Soares Filho (2007), “são processos regidos pelo crescimento demográfico e pelas políticas públicas, impulsionado pelas atividades comerciais, industriais e de serviços”. Assim para seu melhor entendimento, é recomendado que se desenvolvam métodos de representação dessas informações (BATTY et al., 2004). Embora a expansão urbana e as mudanças de uso do solo sejam fenômenos dinâmicos, observa-se que a principal ênfase das aplicações de geoinformação ainda refere-se a representações e análises de informações espaciais estáticas. Assim, almeja-se que a Ciência da Informação Espacial desenvolva métodos capazes de representar adequadamente fenômenos espaço-temporais, avaliando as transições do estado de cada informação de um sistema ao longo do tempo (GODOY e SOARES, 2007). Portanto, a modelagem espacial, apoiada no uso de representações do espaço na forma de autômatos

celulares (*Cellular Automata* – CA) pode ser aplicada no intuito de melhorar o entendimento dos fenômenos referentes ao desenvolvimento urbano e regional.

A representação de fenômenos físicos e urbanos embasada nos conceitos de autômatos celulares se tornou consagrada nos últimos anos, em estudos relativos à modelagem espacial. Neste sentido, o estado de cada célula da matriz (autômato) é dependente do estado da mesma e de suas vizinhas em um instante de tempo anterior, tal qual em seu conceito biológico, onde representam conjuntos de células que interagem. Uma analogia proposta por Pedrosa e Câmara (2003) sugere que a dinâmica de aplicação das regras de transição em um autômato celular pode ser comparada às de um filtro espacial no Processamento Digital de Imagens. Assim, “todas as células são avaliadas e, quando for o caso, modificadas para um novo estado”.

Dentre os softwares conhecidos para fins de modelagem espacial pode-se citar o IDRISI, com seu módulo Land Change Modeler for Ecological Sustainability (LCM) (CANDIDO et al., 2010). Na mesma linha, tem-se o LUCC (do inglês “Land Use and Cover Change”), uma ferramenta de código aberto (extensão do ambiente de modelagem TerraME) para a construção e customização de modelos de mudança de uso e cobertura da terra. Desenvolvido pelo Centro de Ciências do Sistema da Terra (CCST) do INPE em parceria com a Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), tem como objetivos: “representar e simular diferentes processos de mudança de uso e cobertura da terra, como desmatamentos, expansão da fronteira agrícola, desertificação, degradação florestal, expansão urbana e outros processos em diferentes escalas e áreas de estudo” (INPE, 2011).

No mesmo intuito, o Dinamica EGO (Environment for Geoprocessing Objects) foi desenvolvido por Soares Filho et al. (2006) no Instituto de Geociências da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) e já é utilizado com sucesso no âmbito de projetos como “Cenários para a Amazônia” (RODRIGUES, 2007) e nos trabalhos de Godoy (2004) e Trentin (2008), que avaliaram a dinâmica de ocupação do solo do Bairro Savassi de Belo Horizonte - MG e a expansão urbano-industrial do município de Americana – SP, respectivamente. De forma complementar, Valentin (2008) utilizou os recursos do Dinamica EGO para fins de modelagem dinâmica de perdas de solo na bacia

hidrográfica do Rio Descoberto – DF/GO, enquanto que Almeida (2004) discorre sobre a modelagem da dinâmica espacial como uma ferramenta auxiliar ao planejamento urbano, simulando as mudanças de uso da terra em Bauru e Piracicaba – SP.

O Dinamica EGO em sua versão 1.4 apresenta variadas possibilidades de construção de modelos, conforme Soares et al. (2009):

[...] desde o mais simples modelo espacial estático até modelos dinâmicos bastante complexos, os quais podem envolver iterações aninhadas, retroalimentações dinâmicas, abordagem multiregiões, manipulação e combinação algébrica de dados em vários formatos, como mapas, tabelas, matrizes e constantes, processos de decisão para bifurcação e união de fluxos de execução, e uma série de algoritmos espaciais complexos para a análise e simulação de fenômenos espaço-temporais (SOARES et al., 2009).

Um resumo das principais etapas do processo da modelagem implementado no Dinamica EGO é descrito na figura 4:

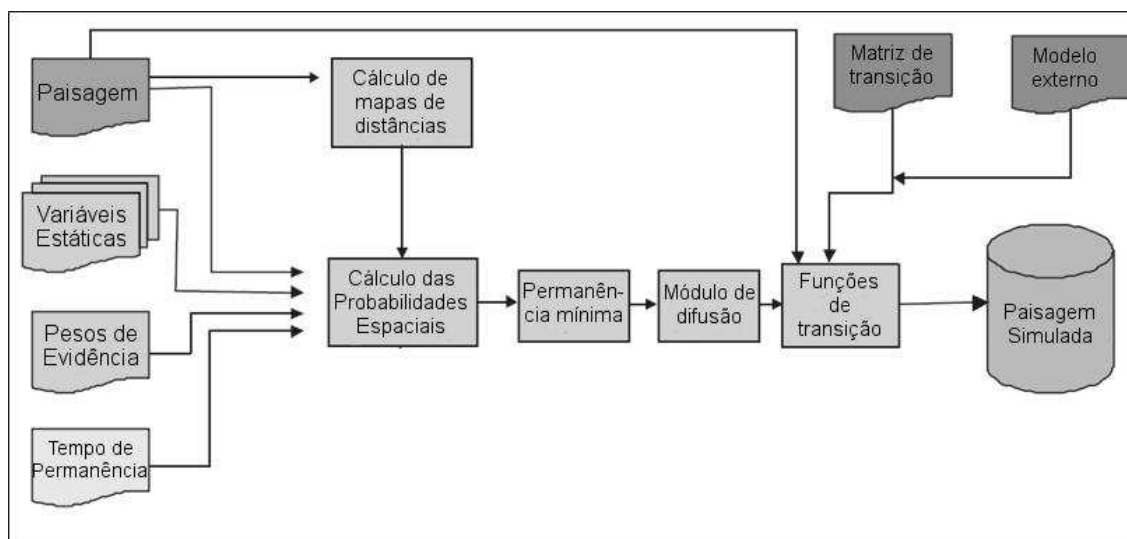


Figura 4 – Modelo de arquitetura do Dinamica EGO

Fonte: Adaptado de SOARES FILHO et al., 2003

Contudo, não há uma unanimidade em relação à capacidade de generalização e abstração de um modelo espacial. Godard e Legay (2000) ressaltam que o uso de modelos quantitativos exigem cuidados e a necessidade de uma avaliação criteriosa em seu estudo e aplicação, estando evidentemente atreladas às condições limitantes de cada tipo de modelo. Lembram também que é uma área da ciência ainda incipiente, no “horizonte do desenvolvimento”.

Batty (1976), citado por Almeida (2004), traz de forma resumida as seguintes vantagens da modelagem espacial urbana:

Há muitas razões para o desenvolvimento de tais modelos: seu papel em auxiliar cientistas a entender os fenômenos urbanos através de análise e experimentação representa um objetivo tradicional da ciência; contudo, a modelagem urbana é igualmente importante ao ajudar planejadores, políticos e a comunidade em geral a prever, prescrever e inventar o futuro urbano (Batty, 1976).

Uma reflexão proposta por Smith e Smith (2007) pode motivar os novos usuários e pesquisadores da modelagem, também denominados *modellers* (modeladores): “ao invés de perguntar por que devemos usar modelos, deveríamos estar perguntando: - por que não?!”.

3.3 Crescimento urbano no Brasil

O Brasil, assim como em outros países em desenvolvimento, experimentou intenso processo de urbanização, especialmente na segunda metade do século XX. Segundo Maricato (2011), a população urbana evoluiu de 26,3% em 1940 para 81,2% em 2000, o que, em números absolutos, equivalem a 18,8 milhões e 138 milhões de habitantes, respectivamente. Esse significativo montante populacional em processo de êxodo para os centros urbanos passa a demandar uma estrutura para assentamento residencial e atendimento das necessidades relacionadas: trabalho, abastecimento, transportes, saúde, energia, água, etc. que não necessariamente estavam disponíveis em vias de serem atendidas a curto, médio e longo prazo (MARICATO, 2011).

As reformas urbanas realizadas nas principais cidades brasileiras no começo do século XX foram caracterizadas pelo embelezamento e saneamento ambiental de regiões de interesse do mercado imobiliário em detrimento dos moradores de baixa renda, que foram expulsos para áreas de periferia, principiando a segregação territorial urbana e a formação das favelas.

Já ao longo do século XX, entre as décadas de 40 e 80, com crescimento do PIB a índices superiores a 7% ao ano, foram geradas riquezas e melhoria de vida da população segundo indicadores sociais: taxa de natalidade, mortalidade infantil e esperança de vida ao nascer. Porém, a riqueza gerada permaneceu concentrada e mantiveram-se as políticas de segregação social

privilegiando interesses privados. Mesmo as incipientes iniciativas de promoção pública através dos conjuntos habitacionais não solucionaram os problemas fundiários urbanos e mantiveram ou afastaram a população para áreas completamente inadequadas ao desenvolvimento urbano racional (MARICATO, 2011).

Na década de 80, conhecida por “década perdida”, a concentração da pobreza nas periferias urbanas sem o amparo do Estado e políticas públicas de urbanização, culminaram no crescimento da violência urbana sem precedentes e de fenômenos ambientais extremos: enchentes, desmoronamentos, poluição de recursos hídricos, poluição do ar, desmatamento, reincidência de epidemias, impermeabilização da superfície do solo, entre outros (MARICATO, 2011).

Nesta época, entre outros padrões identificados, tem-se o crescimento de cidades de médio porte, que cresceram a taxas maiores que as das metrópoles, mesmo estas tendo em alguns casos taxas de crescimento consideráveis. Além disso destaca-se o crescimento das regiões periféricas das metrópoles em relação aos núcleos centrais (MARICATO, 2011).

Contudo, Maricato (2011) ressalta que a tragédia urbana brasileira não é produto das décadas perdidas: *“tem suas raízes muito firmes em cinco séculos de formação da sociedade brasileira, em especial a partir da privatização da terra (1850) e da emergência do trabalho livre (1888)”*. Atualmente, as cidades e suas periferias segregadas são oriundas de um padrão de urbanização excludentes, do padrão de industrialização baseado em baixos salários e na baixa distribuição de renda, onde a remuneração pelo trabalho exercido muitas vezes é insuficiente para as despesas básicas de moradia. Além disso, é comum o clientelismo e privilégio de setores ligados ao urbanismo, como construtoras e especuladores imobiliários, que, através de um sofisticado *lobby* orienta de forma tendenciosa os investimentos públicos no processo de urbanização.

Objetivando solucionar, minimizar ou mitigar os impactos negativos da falta de planejamento evidenciada nas últimas décadas do século XX e regulamentar os princípios da Política Urbana estabelecidos na Constituição de 1988, foi aprovado o Estatuto da Cidade (Lei nº 10.257/2001), que estabeleceu uma série de instrumentos normativos urbanísticos, como: o plano diretor, o direito de superfície, a concessão do direito real de uso, a edificação e o

parcelamento compulsórios, o direito de preempção, a urbanização consorciada, o imposto predial progressivo, a outorga onerosa do direito de construir (solo criado), o usucapião especial urbano, a concessão de uso especial para fins de moradia, a transferência do direito de construir, o consórcio imobiliário, o estudo do impacto de vizinhança e a gestão democrática da cidade (COSTA e MONTEIRO, 2007).

Contudo, para que estes instrumentos sejam devidamente atendidos, é imprescindível a existência de uma infraestrutura geoinformacional para que os municípios possam implementar e gerir seu espaço, espacializando, analisando e diagnosticando de forma integrada as informações relativas à dinâmica municipal. No cenário atual, no entanto, predominam a ausência de dados geográficos, a falta de acesso aos dados produzidos ou a falta de precisão e confiabilidade de dados georreferenciados nas bases municipais.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Área de estudo

A área de estudo é a área urbana do Município de Viçosa-MG, delimitada pelo retângulo com vértice inferior esquerdo de coordenadas 42°55'3" de longitude oeste e 20°47'24" de latitude sul e pelo vértice superior direito de coordenadas 42°48'50" de longitude oeste e 20°41'37" de latitude sul, conforme Figura 5. Localizada na Macro Região da Zona da Mata Mineira, o município possui atualmente 72.200 habitantes, sendo que destes, 67.305 residem na área urbana (IBGE, 2011).

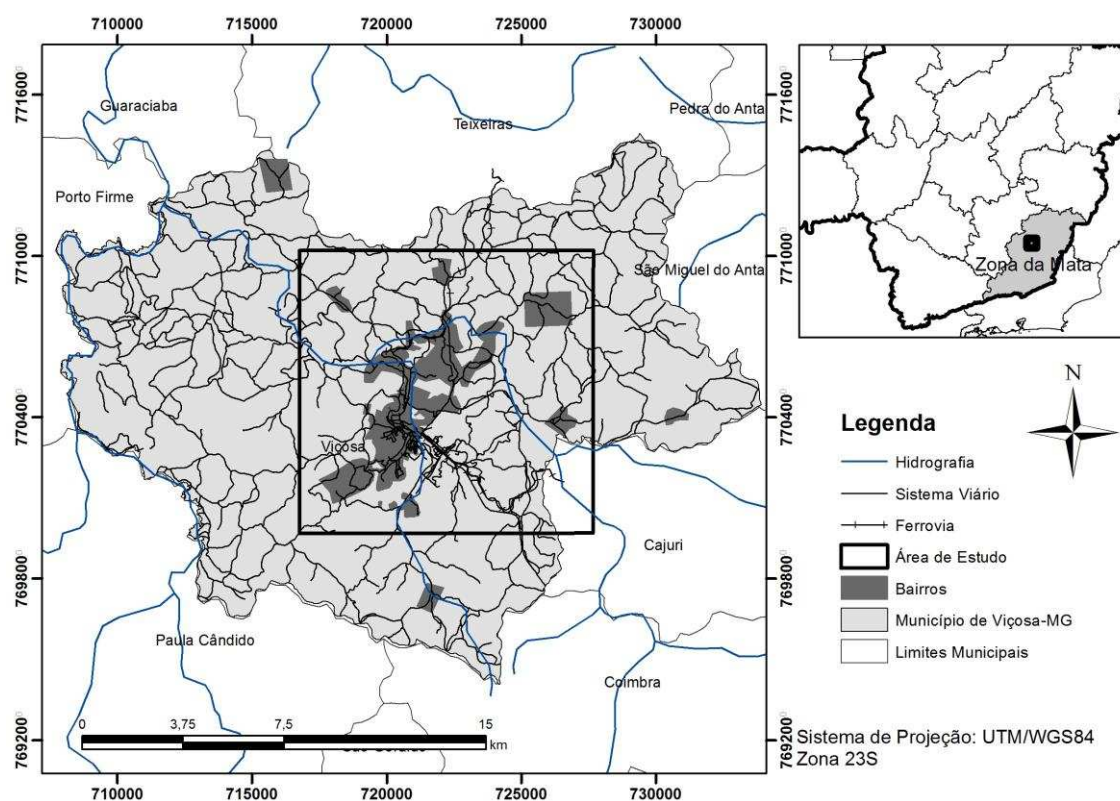


Figura 5 – Localização da Área de Estudo referente ao Município de Viçosa-MG

O processo histórico que culminou na configuração espacial da área urbanizada de Viçosa pode ser descrito em três fases principais, destacadas por Ribeiro (1997) como: “cidade patrimônio”, “cidade-ferrovia” e “cidade universitária”.

A primeira refere-se à construção de uma Capela devotada à Santa Rita, na primeira década do século XIX, que marcou o traçado do povoado

composto predominantemente por camponeses e pequenos agricultores. As frequentes festas religiosas atraíam a população rural e movimentavam as atividades comerciais, contribuindo para que fazendeiros e ex-garimpeiros construíssem suas casas em seu entorno. O padrão urbanístico utilizado, assim como em vários outros do período do Brasil-Colônia, foi o de “cidades patrimônio”, cujas dimensões abrigavam uma praça, com uma capela construída geralmente em um dos lados e em posição proeminente e de cujos vértices do quadrilátero saíam as ruas (VALVERDE, 1958 citado por RIBEIRO, 1997). Em 1871 a Freguesia de Santa Rita do Turvo, como era conhecido o povoado que deu origem ao Município de Viçosa, é elevado à categoria de Vila e em 1876 passa a ser reconhecida como Cidade, recebendo o nome de Viçosa de Santa Rita em homenagem ao Bispo de Mariana D. Antônio Ferreira Viçosa (RIBEIRO, 1997).

O segundo marco notório que influenciou o ordenamento espacial deste município foi a instalação da estrada de ferro “The Leopoldina Railway”, acompanhando as curvas dos morros e toda a extensão do vale que abrigava a pequena área urbana. Essa obra permitiu, além de sua função principal, que era transportar o café para os centros de exportação, o intercâmbio econômico e cultural. Como consequência negativa, ficou o traçado sinuoso da ferrovia que ocupou a estreita faixa de terra relativamente plana, inviabilizando a construção de uma malha urbana com ruas mais largas e retilíneas. Este efeito, também denominado cicatriz urbana, associado às limitações naturais dos morros e ao percurso do Ribeirão São Bartolomeu e seus afluentes, induziu a expansão do município pelos vales, ocupando, primeiramente, as regiões mais baixas (RIBEIRO, 1997).

A última fase, denominada por Ribeiro (1997) de “cidade universitária”, ainda representa um processo ativo e dinâmico para o desenvolvimento de Viçosa. Iniciada no ano de 1926 com implantação da Escola Superior de Agricultura e Veterinária (ESAV), as dinâmicas física, social, cultural, política e econômica se transformam e a cidade passa a se desenvolver em função da expansão desta instituição de ensino.

Sucessivas ampliações da antiga ESAV foram ocorrendo, e no período de 1948 a 1969 a instituição é denominada Universidade Rural do

Estado de Minas Gerais e consolidou-se como um território à parte do Município de Viçosa, restando ao município procurar outras direções para seu crescimento, já que a área de 453 ha em topografia privilegiada passa a ser uma barreira física para sua expansão.

Na década de 70, com a federalização, a Universidade Federal de Viçosa (UFV) e consequentemente o município, receberam substancial aporte de recursos financeiros, contribuindo de forma decisiva para o acelerado processo de urbanização da cidade a partir desta década.

Ribeiro (1997) também ressalta:

A rápida expansão da Universidade foi um fator decisivo para o processo de urbanização desordenado, desigual e com baixa qualidade de vida da maioria da população da cidade. O aparato burocrático do poder público municipal não estava preparado para administrar tão rápido e caótico crescimento. Além disso, os serviços de infraestruturas e equipamentos urbanos não eram suficientes para atender a população residente e a que estava se instalando na cidade. As legislações urbanísticas para controle do crescimento urbano que estavam em vigor eram o Código de Posturas de 1948, o Código de Obras de 1956 e a lei de loteamentos, também de 1956. (RIBEIRO, 1997).

Da década de 70 até os dias atuais, tem-se então um acentuado processo de urbanização, associado a crescentes índices de desigualdades sociais e espaciais e constituído predominantemente à margem das legislações urbanísticas, seguindo a tendência das décadas anteriores. Este cenário de expansão horizontal e verticalização, além dos problemas de infraestrutura e falta de equipamentos nos bairros periféricos, também resultou na ocupação de encostas de morros, margens do ribeirão que cortam a cidade; aumento da frota de veículos automotores apesar do frágil sistema viário, com ruas e calçadas estreitas; e consolidação de bairros clandestinos. Em pesquisa realizada por Ribeiro (1997) aos arquivos da Prefeitura, foram encontrados projetos de loteamento nas seguintes situações: *“alguns foram aprovados, mas não foram executados; outros não foram aprovados, mas foram executados; e outros foram aprovados e executados, mas desrespeitando a lei.”*

Em números, a população urbana de Viçosa passou de 6.426 habitantes para quase 60.000 habitantes, entre 1950 e 2000, um crescimento de

mais de 900%. A dinâmica populacional é apresentada quantitativamente pela Tabela 3.

Tabela 3 – Dados censitários da população residente na área urbana e rural de Viçosa-MG

Década	População Total	População Urbana	População Rural
1950	18.325	6.424	11.901
1960	21.120	9.342	11.778
1970	25.784	17.000	8.784
1980	38.655	31.143	7.512
1990	55.316	49.320	5.996
2000	64.854	59.792	5.062
2010	72.220	67.305	4.915

Fonte: RIBEIRO, 1997 e IBGE, 2013

4.2 Materiais utilizados

Foram utilizados os seguintes materiais para o desenvolvimento da pesquisa:

- Imagens multiespectrais do sensor TM/Landsat5 WRS 217/74, com resolução espacial de 30 metros, nas datas de 1994, 2003, 2007 e 2011;
- Modelo digital de elevação (MDE) *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), com resolução espacial de 90 metros;
- Base de dados vetoriais de informações espaciais elaborada pelo Serviço Autônomo de Água e Esgoto (SAAE) de Viçosa, MG, no Projeto Viçosa Digital.
- Software ArcGIS 10.1;
- Software IDRISI Taiga;
- Software SPRING 5.2;
- Software Dinamica EGO utilizado na calibração do modelo de transição de usos do solo e geração de cenários futuros.

4.3 Metodologia proposta

O trabalho subdivide-se em duas etapas principais, a saber: Levantamento de dados Espaciais e Modelagem Espacial. Foi desenvolvido associando as informações espaciais levantadas por meio de geotecnologias ao fenômeno de transição de uso do solo referente a área urbana do município de Viçosa-MG.

4.3.1 Levantamento de Dados Espaciais

O acervo de imagens do sensor orbital TM/Landsat5, com disponibilidade de imagens de média resolução espacial a partir do ano 1985, constitui-se em uma rica fonte de dados atuais e históricos. Por meio do processamento digital de imagens em ambientes SIG, tais imagens foram convertidas em imagens categóricas que representem a cobertura da Terra, sendo este um dos dados de entrada para o modelo espacial (Mapas de Paisagem). Tal procedimento, descrito sucintamente a seguir, foi realizado no *software* SPRING e baseado principalmente na abordagem de classificação por meio do uso de modelo linear de mistura espectral seguido por processo de reclassificação do componente referente à mancha urbana, além de uma avaliação temática dos resultados e correção de eventuais confusões na fase de classificação.

A classe temática “mata”, também identificada nos Mapas de Paisagem, foi obtida através da reclassificação de imagens sintéticas geradas pelo índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), e posteriormente sobreposta à classe “mancha urbana”. Portanto, foram definidas três classes de uso e cobertura da Terra nos Mapas de Paisagem: mancha urbana, mata e não urbano.

O termo “mapa de paisagem” será usado atendendo ao padrão do *software* Dinamica EGO e refere-se às imagens de uso do solo iniciais ou finais, mesmo sem apresentar os padrões cartográficos sugeridos para representação de mapas e cartas, como escala, norte, grade, título, legenda, etc.

Já os dados de altimetria, necessários como dados de entrada no modelo espacial, foram obtidos através de imagens SRTM, com pixels de 90 metros no portal da Embrapa: “Brasil em Relevo”.

Para complementar e auxiliar na definição das variáveis que contribuem para a transição dos usos dos solos foram utilizados dados espaciais oriundos do Projeto Viçosa Digital, uma base de dados levantada pelo Serviço Autônomo de Água e Esgoto (SAAE) de Viçosa, MG.

O processo de geração dos mapas de paisagem é sintetizado pelo fluxograma apresentado na Figura 6. Já a Figura 7, apresenta o fluxograma de preparação da base digital utilizada.

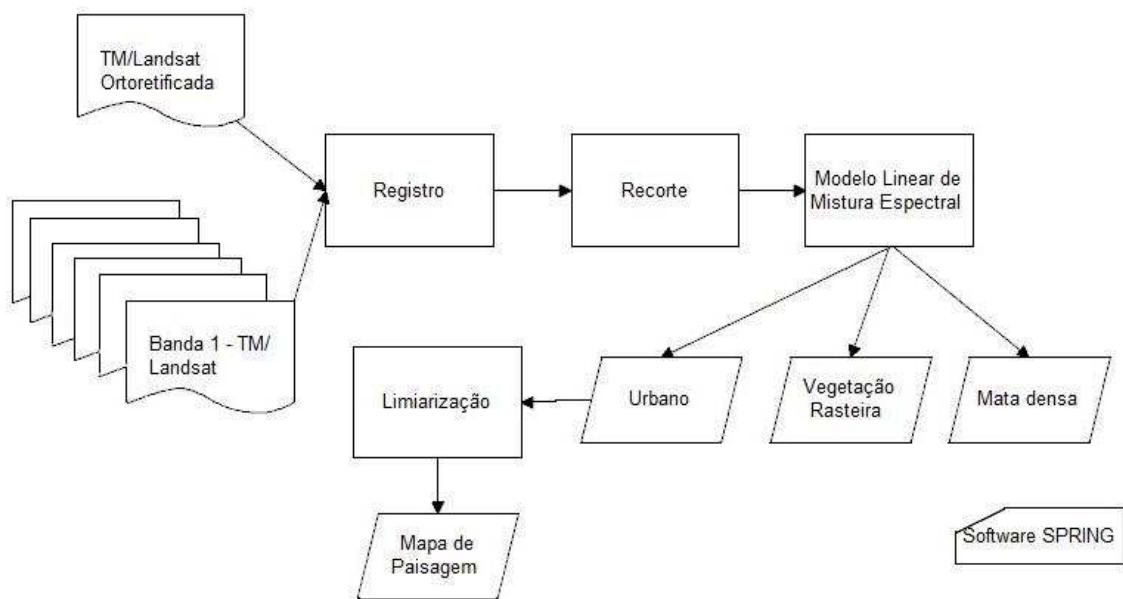


Figura 6 – Fluxograma esquemático do processo de geração de mapas de paisagem

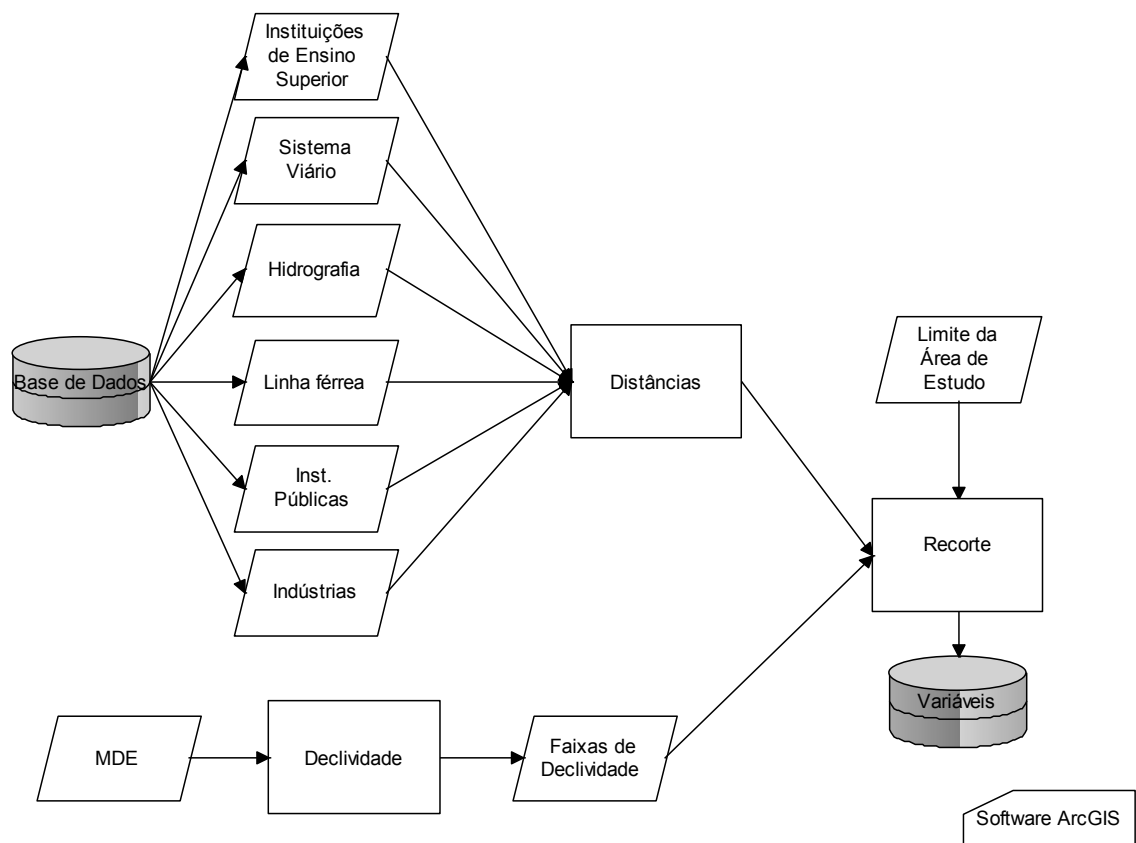


Figura 7 – Fluxograma do preparo das variáveis para entrada no Dinamica EGO

i Escolha e aquisição de imagens

Como a área de estudo abrange mais de 100 km² e as escalas máximas de trabalho permitidas pelos dados utilizados eram 1:100.000, esta foi a escala de trabalho adotada. Desta forma, para escolha de imagens digitais orbitais, é recomendado o uso de resoluções espaciais médias ou altas. Como a pesquisa requer, além dos dados atuais, de informações históricas, foram escolhidas as imagens do sensor TM/Landsat 5 como principal fonte de dados de uso e cobertura da Terra, necessárias para confecção dos mapas de paisagem atuais e pretéritos, visto que este sensor possui um grande acervo temporal. Os intervalos de tempo definidos buscaram avaliar transições em escala de tempo curto e recente (4 anos) e em escala de tempo de médio prazo e histórico (9 anos). Assim, foram escolhidas imagens (Tabela 4) que atenderam os critérios de ausência de nuvens sobre a região estudada.

Tabela 4 – Imagens multiespectrais utilizadas

Sensor	Orbita	Ponto	Data	Portal	Datum	Projeção
TM	217	74	10/01/1994	INPE	WGS84	UTM
TM	217	74	06/07/2003	INPE	WGS84	UTM
TM	217	74	14/05/2007	GLCF	WGS84	UTM
TM	217	74	12/07/2011	INPE	WGS84	UTM

As imagens obtidas junto ao acervo de imagens do Portal do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) são do tipo 1: calibração radiométrica e correção geométrica aplicadas (nível 1 de processamento).

Já a imagem de 2007, obtida junto ao portal *Global Land Cover Facility* (<http://glcf.umd.edu/>) é ortorretificada. Devido sua qualidade posicional superior, esta foi utilizada como referência para registro das imagens obtidas no portal INPE para os demais anos.

ii Registro

A transformação da imagem bruta (sistema arbitrário) pode ser realizada mediante uma transformação polinomial, cuja operação utiliza comumente dois métodos. No primeiro, as informações de referência são obtidas através de pontos de controle coletados em campo e, no segundo método, onde ocorre a identificação de pontos homólogos em duas imagens ou mais, considerando uma imagem como referência e a(s) outra(s) imagens(s) a ser(em) corrigida(s) geometricamente, tal processo é realizado identificando e definindo os pontos de tela a tela.

A correção geométrica foi realizada mediante uma função polinomial de ordem 2, dada pelas equações 3 e 4 (SOARES, 2011):

$$x' = a_0 + a_1 x + a_2 y + a_3 xy + a_4 x^2 + a_5 y^2 \quad (3)$$

$$y' = b_0 + b_1 x + b_2 y + b_3 xy + b_4 x^2 + b_5 y^2 \quad (4)$$

Onde: x' e y' referem-se às coordenadas estimadas mediante transformação polinomial; x e y representam as coordenadas originais de um ponto de controle; e $a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, b_0, b_1, b_2, b_3, b_4, b_5$, são parâmetros de transformação que relacionam os dois sistemas.

Para satisfazer a solução desse sistema, requer-se um número mínimo de 6 pontos de controle, considerando as doze incógnitas a serem determinadas. Porém, para que o sistema tenha solução e apresente também a qualidade dos resultados, um número maior que o mínimo de pontos de controle é recomendado. Na literatura, recomenda-se cerca de 2 a 3 vezes o número mínimo de pontos e que os mesmos tenham uma boa distribuição geométrica por toda a imagem. Desta forma, neste trabalho esse processo foi realizado utilizando 14 pontos, com intuito de refinar a precisão do ajustamento das observações, utilizando o método dos mínimos quadrados.

Após a definição e identificação dos pontos de controle, deve-se observar o erro médio quadrático (RMS - *Root Mean Square*) e o resíduo observacional de cada ponto de controle. O resíduo individual expressa o quanto cada ponto dista da equação de ajuste, dessa forma os pontos com resíduos muito altos devem ser evitados ou corrigidos (Equações 5 e 6). O RMS total é o somatório do erro resultante em X (RMS x) e Y (RMS y), indicando qual o erro de posicionamento de todos os pontos em relação à equação de ajuste, fornecendo a probabilidade de variação da imagem corrigida em relação ao posicionamento real, dado pela equação 7 (SOARES, 2011).

$$Rx_i = (x'_i - x_{0i}) \quad (5)$$

$$Ry_i = (y'_i - y_{0i}) \quad (6)$$

$$RMStotal = \sqrt{(RMSx)^2 + (RMSy)^2} \quad (7)$$

Segundo a literatura, valores residuais abaixo de 0,5 pixels são considerados satisfatórios. Quando ao final do processo se encontram valores acima do mencionado pode-se optar pela exclusão de pontos, cujos RMSe se demonstram discrepantes (extremos) de forma a minimizar a interferência destes e melhorar o RMSe. Outros fatores que prezam nossa atenção dizem respeito a informações das imagens, tais como resolução espacial, sistema de projeção e afins, sendo todos essenciais na determinação dos parâmetros das imagens a serem corrigidas.

iii Recorte e Modelo Linear de Mistura Espectral

Após registradas as imagens, foram realizados recortes das imagens originais com as coordenadas do retângulo envolvente da área de estudo definida de forma a abranger toda a mancha urbana do Município de Viçosa e seu entorno (Figura 8) visando a redução no volume de dados e, conseqüentemente, otimizando o tempo de processamento dos dados. Este retângulo é delimitado pelo vértice inferior esquerdo de coordenadas 42°55'3" de longitude oeste e 20°47'24" de latitude sul e pelo vértice superior direito de coordenadas 42°48'50" de longitude oeste e 20°41'37" de latitude sul.

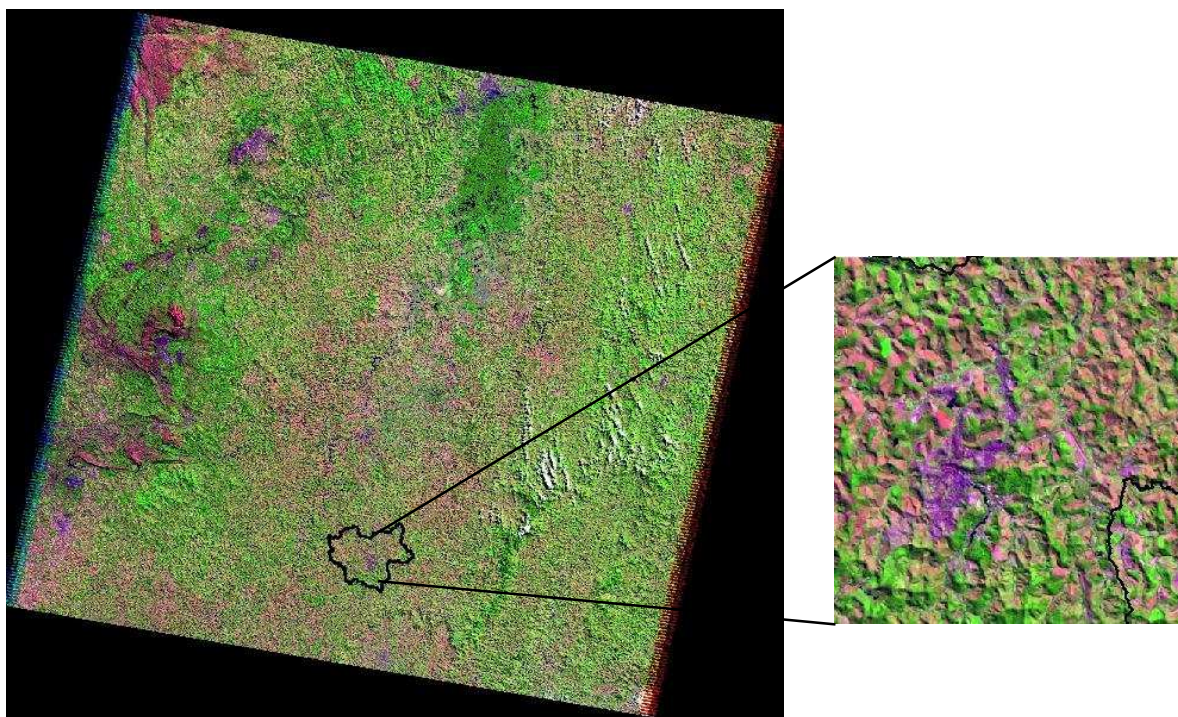


Figura 8 – Limites do município de Viçosa em uma composição 3B4G5R, com ênfase a área urbana (roxo), na figura destacada

O Modelo de Mistura utilizado foi o módulo do SPRING, que trabalha com a geração de imagens sintéticas, que representam as proporções de cada componente de mistura intra-pixel, reduzindo o número de bandas originais para o número de componentes do modelo de mistura. Neste caso o valor do pixel em qualquer banda espectral é considerado como a combinação linear da resposta de cada componente dentro do pixel, expresso por (Equação 8):

$$r_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots a_{1n}x_n + e_1$$

$$\begin{aligned}
r_2 &= a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots a_{2n}x_n + e_2 \\
&\quad \dots \\
r_m &= a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots a_{mn}x_n + e_m
\end{aligned}$$

Isto é:

$$r_i = \sum (a_{ij}x_j) + e_i \quad (8)$$

Onde:

$i = 1, \dots, m$ (número de bandas); $j = 1, \dots, n$ (número de componentes);

$n \leq m$.

r_i : reflectância espectral na i ésima banda espectral de um pixel (i.e., valor do pixel na banda i , convertido para valor de reflectância).

a_{ij} : reflectância espectral conhecida do j ésimo componente na i ésima banda espectral.

x_j : valor a ser estimado de proporção do j ésimo componente dentro do pixel;

e

e_i : erro de estimação para a i ésima banda espectral.

As estimativas dos x_j estão sujeitas às restrições:

$$\sum_{j=1}^n x_j = 1 \quad (9)$$

$$0 \leq x_j \leq 1 \quad (10)$$

Estas restrições são impostas porque os x_j representam proporções de área dentro de um elemento de cena, sendo a restrição (10) opcional.

Na prática, são obtidas as assinaturas espectrais de cada componente da mistura através da interpretação visual dos pixels considerados “puros” e selecionando-os individualmente, sendo também possível a inserção dos valores manualmente pelo teclado.

Adicionalmente, pode-se aferir o erro médio no processo de estimação de proporções e a geração de imagens de erro, servindo como indicadores da adequação dos componentes selecionados e de suas assinaturas.

Para solução da Equação 8 e estimação das proporções dentro de cada pixel, é utilizado o método dos mínimos quadrados ponderado, procurando selecionar as proporções de modo que a combinação de assinaturas espectrais

dos componentes seja a melhor aproximação do valor do pixel observado. Este método busca a solução de forma iterativa, procurando atender às restrições (9) e (10) (INPE, 1997).

Obtidas as proporções x_j , n (número de componentes) bandas de proporção são geradas, no formato .spg, como imagens de 8 bits, sendo os valores dos pixels nas n bandas obtidos pela multiplicação das proporções x_j pelo fator de escala 255 (INPE, 1997).

Para auxiliar a análise da adequação do modelo de mistura às imagens, calculou-se o erro de estimação para cada banda, resultando no erro médio por banda e total. Para cada banda i , o termo de erro e_i é dado por:

$$e_i = r_i - \sum(a_{ij}x_j) \quad (11)$$

Onde:

$$\begin{aligned} i &= 1, \dots, m \text{ (número de bandas)} \\ j &= 1, \dots, m \text{ (número de componentes)} \end{aligned}$$

Para visualizar a distribuição espacial dos erros, são geradas imagens de erro pela multiplicação do valor absoluto dos e_i pelo fator de escala 255. Para facilitar a visualização destas imagens, foi aplicado realce de contraste devido aos baixos valores comumente obtidos.

iv Índice de Vegetação

Através da equação proposta por Rouse et al. (1973), foram geradas imagens sintéticas de NDVI para os anos 1994, 2003, 2007 e 2011. Para tanto, foi utilizado o módulo *Normalized Difference Vegetation Index*, do Software Idrisi Taiga, em que são inseridas como dados de entrada as imagens de reflectância das bandas referentes ao infravermelho próximo e do vermelho: bandas 4 e 3 do sensor TM/Landsat 5.

v Reclassificação

De posse das imagens sintéticas dos componentes gerados pelo MLME e pelo NDVI, identificou-se, por interpretação visual e sobreposição com

as composições coloridas das respectivas imagens, os valores que definiam o limiar entre urbano e não urbano, mata e “não mata”, para então serem utilizados no processo de reclassificação, ou seja, rotulação dos pixels em urbano e mata. Dessa forma, aqueles valores maiores que o limiar X, foram rotulados para o valor 1 e os valores abaixo de X para 0.

As imagens resultantes foram então exportadas em formato .Tiff/Geotiff para poderem ser trabalhadas posteriormente no Software ArcGIS.

4.3.2 Modelagem Espacial

A partir dos dados disponíveis e após definição das variáveis que influenciam a mudança de uso do solo, foi elaborado no *software* Dinamica EGO um modelo que melhor se ajustou à realidade da área em estudo e, aplicando o modelo gerado para simular a cobertura atual do solo, avaliou-se a qualidade do resultado e inferiu-se sobre a capacidade de geração de cenários futuros (prognósticos).

Por recomendação de Godoy e Soares Filho (2007), os dados de entrada são um conjunto de mapas, a saber: os mapas de uso e cobertura da Terra (mapas de paisagem); mapa de tempo de permanência de cada célula em seu estado atual, e dois conjuntos de variáveis cartográficas que são divididas em estáticas e dinâmicas, sendo que estas variam ao longo da execução do modelo. Tal conjunto de variáveis é escolhido por supostamente controlar a localização das mudanças. Para tanto, sugere-se que seja utilizado o mínimo e, ao mesmo tempo, o melhor conjunto de variáveis para explicação do fenômeno em questão (ALMEIDA, 2004). Combinando estas variáveis pelo somatório de seus pesos de evidência são gerados os mapas de probabilidade de mudanças, que indicarão as áreas mais susceptíveis para cada tipo de transição (GODOY e SOARES FILHO, 2007).

Em sequência, para quantificar as mudanças no uso do solo ocorridas ao longo do tempo, calculam-se as taxas de transição por meio de uma matriz de transição, tabulação cruzada ou cadeia Markoviana (ALMEIDA, 2004; GODOY e SOARES FILHO, 2007).

Com as taxas de transição e probabilidades de transição das células estimadas, são executadas as simulações e, em um processo iterativo, as simulações devem ser continuamente calibradas até a obtenção de resultados satisfatórios (ALMEIDA, 2004).

Por fim, deve-se executar a validação do modelo, comparando os resultados simulados com uma situação de referência, como por exemplo, um mapa de uso e cobertura da Terra da época equivalente ao final da saída do programa. O método disponível no Dinamica EGO para fins de validação foi proposto por Hagen (2003) e conhecido como método *fuzzy* de comparação de mapas. Tal ajuste tem decaimento exponencial com a distância para comparar a distribuição de classes de células ao redor de uma célula central (GODOY e SOARES FILHO, 2007).

No presente trabalho, foram definidos cinco modelos de transição da mancha urbana que variaram entre si em relação ao intervalo adotado entre o ano da paisagem inicial e final, sendo os dois últimos utilizados para projeções futuras da mancha urbana:

- I. Paisagem Inicial/Paisagem Final: 1994/2003;
- II. Paisagem Inicial/Paisagem Final: 1994/2007;
- III. Paisagem Inicial/Paisagem Final: 2003/2007;
- IV. Paisagem Inicial/Paisagem Final: 2003/2011;
- V. Paisagem Inicial/Paisagem Final: 2007/2011;

i Pesos de Evidência e probabilidades de transição

O método de pesos de evidências, utilizado pelo Dinamica EGO, é baseado no teorema da probabilidade condicional de Bayes, que se refere à disposição de um evento ocorrer em face da ocorrência passada de outro evento (TRENTIN, 2008), sendo neste caso a evolução da mancha urbana o evento considerado. Como exemplo, a probabilidade de ocorrer a transição da classe não-urbano para urbano, com base na existência da variável “vias” nas proximidades.

Segundo Bonham-Carter (1994), a probabilidade condicional permite inferir a probabilidade de ocorrer um evento A, sabendo-se que já ocorreu um evento B, atendendo ao conceito de probabilidades a priori e a posteriori de

ocorrência de um determinado evento. Os pesos de evidência representam a influência das faixas de distâncias de uma determinada variável nas probabilidades espaciais de uma transição de uso da terra através das seguintes formulações (TRENTIN, 2010):

$$O\{D/B\} = O\{D\} \frac{P\{B/D\}}{P\{B/\bar{D}\}} \quad (12)$$

$$\log\{D/B\} = \log\{D\} + W^+ \quad (13)$$

em que $O\{D\}$ e $O\{D/B\}$ são *odds* ou chances, respectivamente, de ocorrer a priori o evento D e ocorrer D dado um padrão espacial B. W^+ é o peso de evidência de ocorrer o evento D, dado um padrão espacial B (BONHAM-CARTER, 1994; SOARES-FILHO et al., 2003; TRENTIN, 2010). Assim, pode-se calcular o efeito de uma dada variável espacial em determinada transição, independente de uma solução combinada (GODOY e SOARES FILHO, 2007).

De forma resumida, podemos dizer que os pesos de evidência indicam a influência que cada variável apresenta em relação ao fenômeno de transição em questão, sendo que, quando maiores que zero, representam um fator positivo ao fenômeno e quando menores que zero, o fator é negativo (repulsão).

Uma premissa requerida pelo método bayesiano é de que as variáveis sejam espacialmente independentes, utilizando, portanto, o mínimo de variáveis que expliquem o fenômeno sem apresentarem correlação entre si. Para avaliar a correlação de variáveis espaciais, foram utilizados dois indicadores, o teste de *Cramer* e da Incerteza da Informação Conjunta. Aquelas variáveis que apresentarem correlação entre si, devem ser suprimidas ou combinadas, gerando uma nova variável. A fórmula do índice de *Cramer* é dada por:

$$V = \sqrt{\frac{X^2}{T..M}}, \quad (14)$$

em que T corresponde ao grande somatório total de linhas e colunas da tabela de contingência e X^2 corresponde à estatística qui-quadrado. M corresponde ao mínimo valor de T.. para n-1, m-1. Este índice, bem como a Incerteza da Informação Conjunta, descrita por Almeida et al. (2007), estão implementados no Dinamica EGO. Em ambos, os valores resultantes variam de zero (0) a um (1), sendo que quanto mais próximo a zero, menor é o grau de dependência.

Bonham-Carter (1994) sugere valores inferiores a 0,5 como baixa associação entre variáveis.

Este processo, assim como os demais realizados no Dinamica EGO, é implementado por meio de uma interface gráfica. Um exemplo desta interface é apresentado na Figura 9, onde à esquerda estão os dados de entrada (variáveis estáticas; mapa de paisagem inicial; e mapa de paisagem final), e à direita os dados de saída, no caso os pesos de evidência.

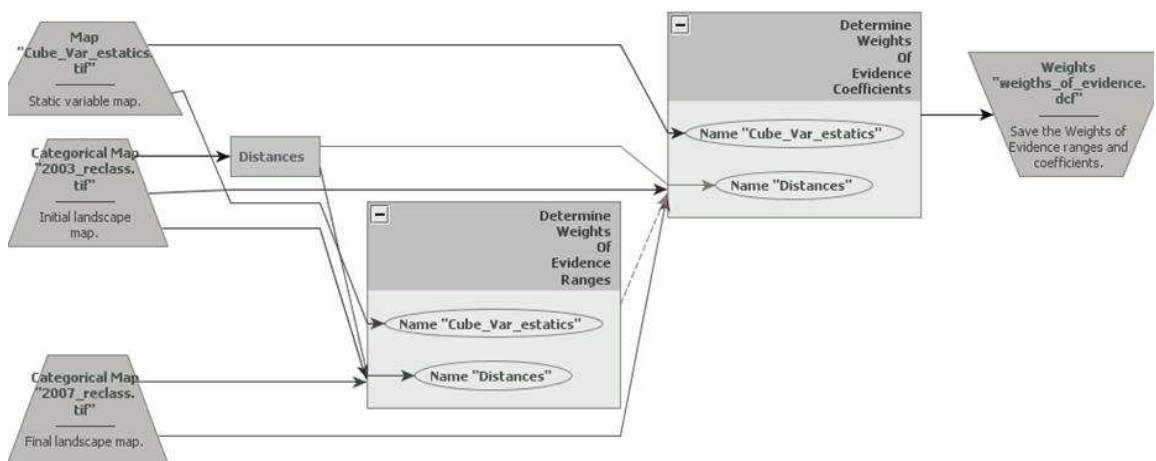


Figura 9 – Interface gráfica da ferramenta de determinação de pesos de evidência do Dinamica EGO

ii Matriz de transição

A matriz de transição é uma matriz quadrada, também conhecida como matriz de tabulação cruzada, de dimensões para linhas e colunas no mesmo número de estados, formada por elementos que representam a probabilidade de mudança de uma classe para outra, onde cada linha mostra como cada classe muda, isto é, o que ela “perde”, enquanto as colunas mostram o que ela “ganha” (BACA et al., 2007).

BACA et al. (2007) ilustram também uma matriz de transição através da teoria de grafos, onde o funcionamento de um sistema tem um conjunto de estados possíveis que pode assumir (nodos) e outro de transições que cada estado pode assumir (arcos).

HAYKIN (1999) descreve a matriz de transição e a ilustra na Figura 10:

Cada elemento da matriz corresponde à probabilidade de mudança do estado índice-linha para o estado do índice-coluna do elemento; por exemplo, mt_{23} representa a probabilidade de mudança do estado 2 para o estado 3 em um passo, considerando-se como passo o tempo em que ocorre ou é medida a mudança de estado. Isso faz com que essa matriz seja chamada matriz estocástica, possuindo duas características que devem ser observadas de forma simultânea (HAYKIN, 1999).

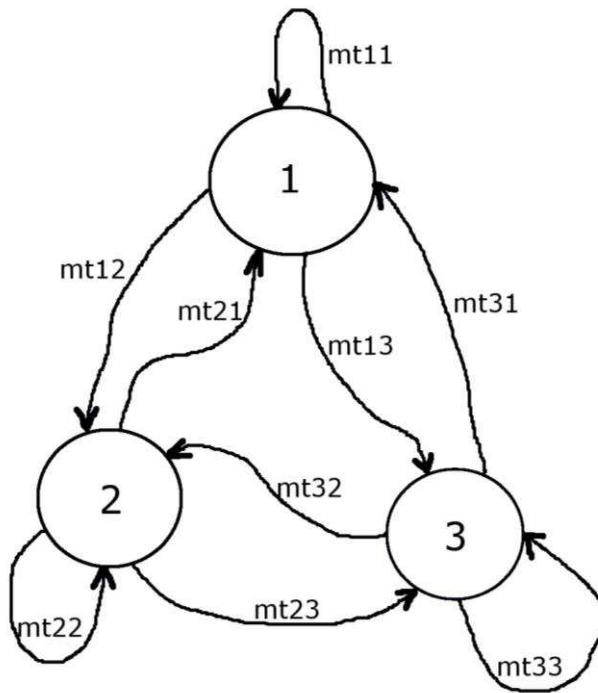


Figura 10 – Fluxograma ilustrativo da teoria dos grafos

Fonte: BACA, 2007

$$= \begin{bmatrix} mt_{11} & mt_{12} & mt_{13} \\ mt_{21} & mt_{22} & mt_{23} \\ mt_{31} & mt_{32} & mt_{33} \end{bmatrix} = MT \text{ (matriz de transição)}$$

Em resumo, esta matriz permite (BACA et al., 2007):

- Realizar uma análise da dinâmica da paisagem pela forma como as diferentes classes variam em dois tempos diferentes, considerando-se o primeiro deles como o tempo inicial ou base desse “passo”.
- Realizar projeções (simulações) dos estados da paisagem para datas futuras.
- Avaliar diferentes classes na forma como cederam suas áreas para outras classes, e em que porcentagem de sua área original; os demais

elementos em cada linha, exceto o elemento da diagonal, apresentam tal informação.

- Determinar que classes não mudaram, isto é, as que apresentaram 100% no elemento da diagonal da matriz.

iii Funções de transição e alocação

O Dinamica EGO opera o modelo de transição através de dois algoritmos empíricos de alocação de uso do solo, denominados funções de transição baseadas nas probabilidades de transição (Figura 11). São eles: *expander* e *patcher*. O primeiro é aplicado na expansão de manchas existentes de uma classe de uso, executando transições de um estado *i* para um estado *j* somente nas vizinhanças adjacentes de células com estado *j*. Já o segundo é utilizado na geração de novas manchas por meio de um mecanismo de alocação de células semente, onde a transição é realizada de um estado *i* para um estado *j* apenas nas vizinhanças imediatas de células com estado diferente de *j*. Estes dois processos são reunidos de acordo com a Equação 15 (ALMEIDA e GLERIANI, 2007).

$$Q_{ij} = r. (\text{função } \textit{expander}) + s. (\text{função } \textit{patcher}) \quad (15)$$

onde Q_{ij} refere-se à quantia total de transições do tipo *ij* especificadas para cada período de simulação, e *r* e *s* referem-se, respectivamente, à porcentagem de transições executadas pelas funções, sendo $r+s=1$.

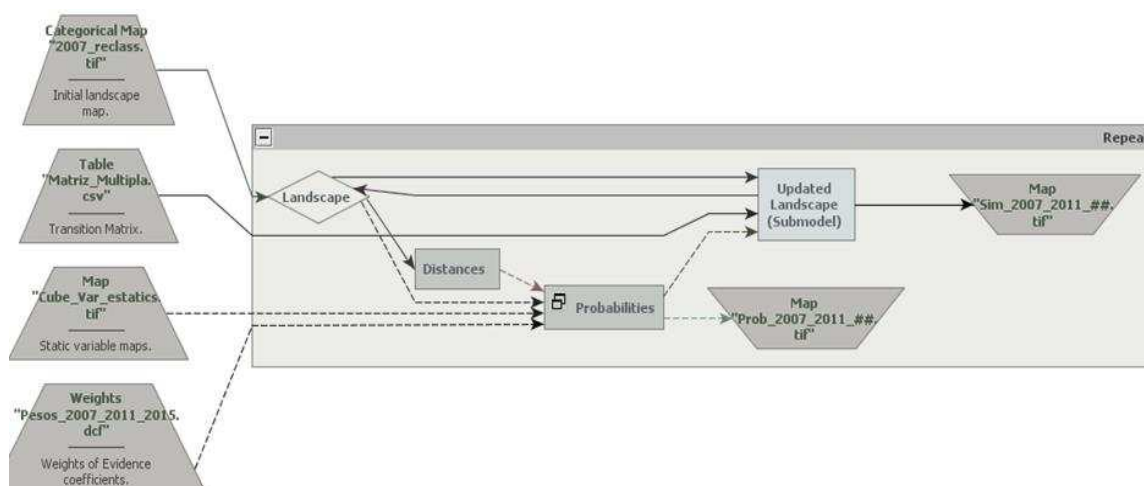


Figura 11 – Interface gráfica do modelo implementado no Dinamica EGO para transição de uso do solo

iv Avaliação

Dentre os diversos métodos de comparação com vista em quantificar o grau de semelhança entre mapas simulados e de referência, Hagen (2003) propõe métricas que se baseiam no conceito de incerteza de localização, conhecido como similaridade *fuzzy* (NOVAES et al., 2013). Este método é implementado de forma modificada no Dinamica EGO, onde foi nomeado de *Calc Reciprocal Similarity* e considera que mesmo mapas que não apresentam similaridade célula a célula podem ainda apresentar padrões similares, baseando-se na comparação do mapa final simulado com um mapa de referência e utilizando contextos de vizinhança (SOARES et al., 2009). O resultado do índice varia de zero (0) a um (1), sendo que quanto mais próximo a um, mais similar estará a simulação da situação real (TRENTIM e FREITAS, 2010).

O método implementado permite o emprego de uma função de decaimento exponencial com a distância para ponderar a distribuição do estado da célula ao redor de uma célula central. Neste caso, a representação de uma célula é influenciada por ela mesma e, em menor magnitude, pelas células na sua vizinhança, dentro de uma janela com resolução definida (SOARES et al., 2009). O uso da função de decaimento exponencial é opcional, podendo também ser utilizada uma função constante, que considera equivalente a ocorrência de células semelhantes seja na posição central ou no limite da janela analisada,

tornando a análise menos rigorosa, conforme o esquema ilustrativo apresentado na Figura 12.

Além do método proposto por Hagen (2003), outras técnicas de comparação de mapas foram desenvolvidas, porém ainda não há consenso sobre qual é a técnica mais apropriada e nem qual é o valor de limiar de aceitação ou de rejeição do modelo. Novaes (2011) sugere que valores próximos a 0,4 indicam um bom nível de compatibilidade entre o cenário simulado e o real. Trentim e Freitas (2010) também ressaltam que tratando-se da dinâmica de áreas urbanas com morfologias dispersas, como o município de Americana-SP, mesmo valores de similaridade relativamente baixos na escala de 0 a 1, em torno de 0,4 por exemplo, podem ser considerados como aceitáveis. Estes valores, citados por Novaes (2011) e Trentim e Freitas (2010), referem-se à aplicação do *Calc Reciprocal Similarity* com a função de decaimento exponencial ativa. Já Almeida (2004), obteve valores acima de 0,83, porém utilizando função de decaimento constante.

A comparação em múltiplas resoluções (janelas crescentes) também está implementada no Dinamica EGO, no módulo *Multi-Window Similarity of Difference*, sendo este uma variação do *Calc Reciprocal Similarity*. Essa técnica utiliza a comparação em múltiplas resoluções, levando em consideração o interior de crescentes janelas de mapa e não apenas o ajuste célula a célula (GODOY e SOARES FILHO, 2007). Assim, tal módulo apresenta como resultado uma tabela com índice de similaridade que varia 0 a 1, para cada tamanho de janela analisado (resolução), e que também pode ser representada na forma gráfica. Desse modo, modelos que não são similares em alta resolução (janelas menores) podem alcançar ajuste apropriado em resoluções mais baixas (janelas maiores), sendo que este limiar pode ser identificado facilmente através da análise gráfica.

Neste trabalho a avaliação é feita através das ferramentas *Calc Reciprocal Similarity* e *Multi-Window Similarity of Difference*. A primeira é utilizada com a opção de decaimento exponencial em uma janela fixa de 11x11 células, e posteriormente com uma opção de decaimento constante, ou seja, pesos iguais de similaridade em toda a janela de vizinhança à célula central. Já

na segunda ferramenta, a função de decaimento é constante e a janela varia de 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, e 11x11.

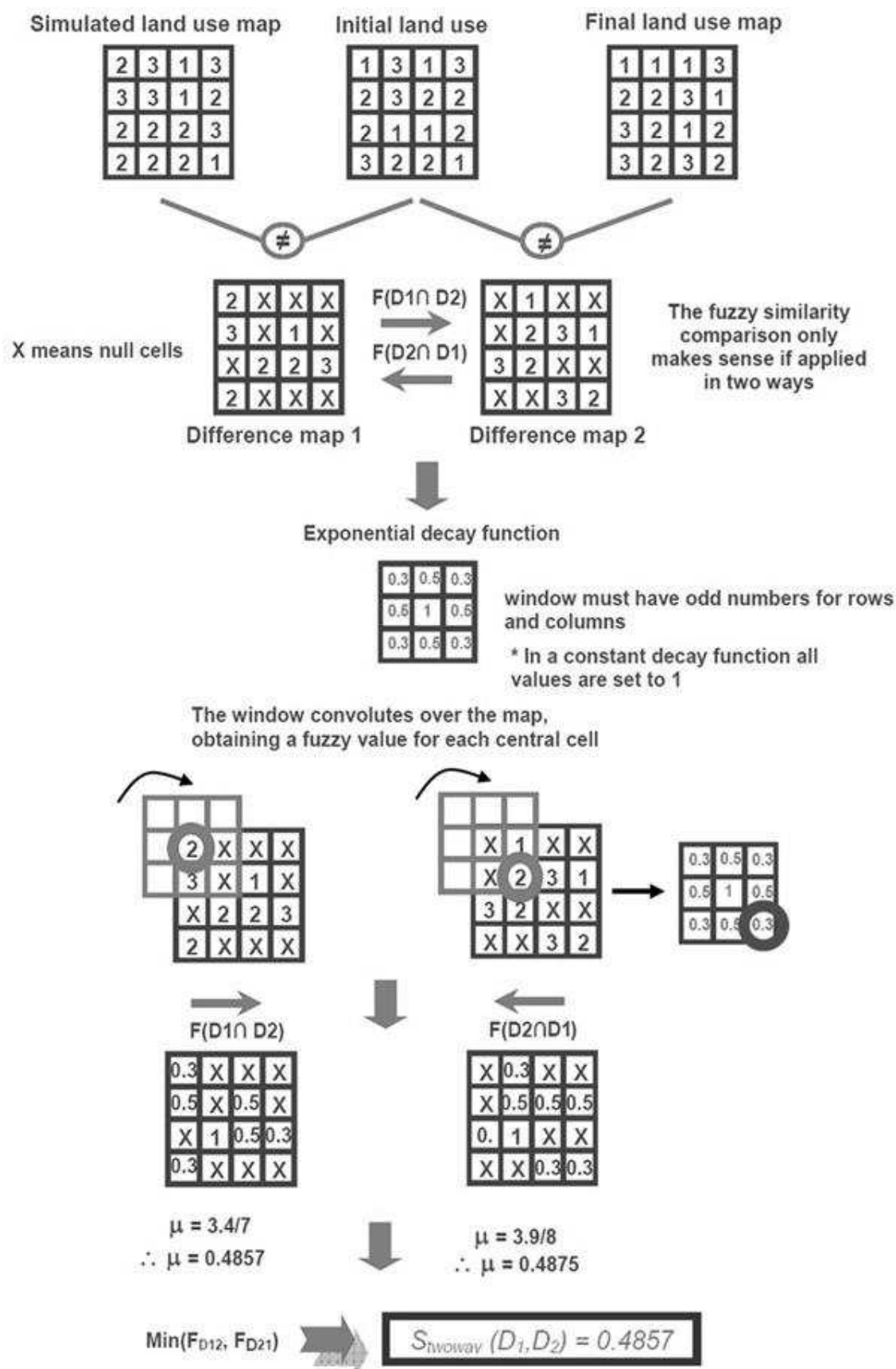


Figura 12 – Esquema ilustrativo do método de Hagen (2003)

Fonte: Soares et al. (2009)

Um esquema ilustrativo do método implementado no Dinamica EGO é demonstrado através da Figura 13.

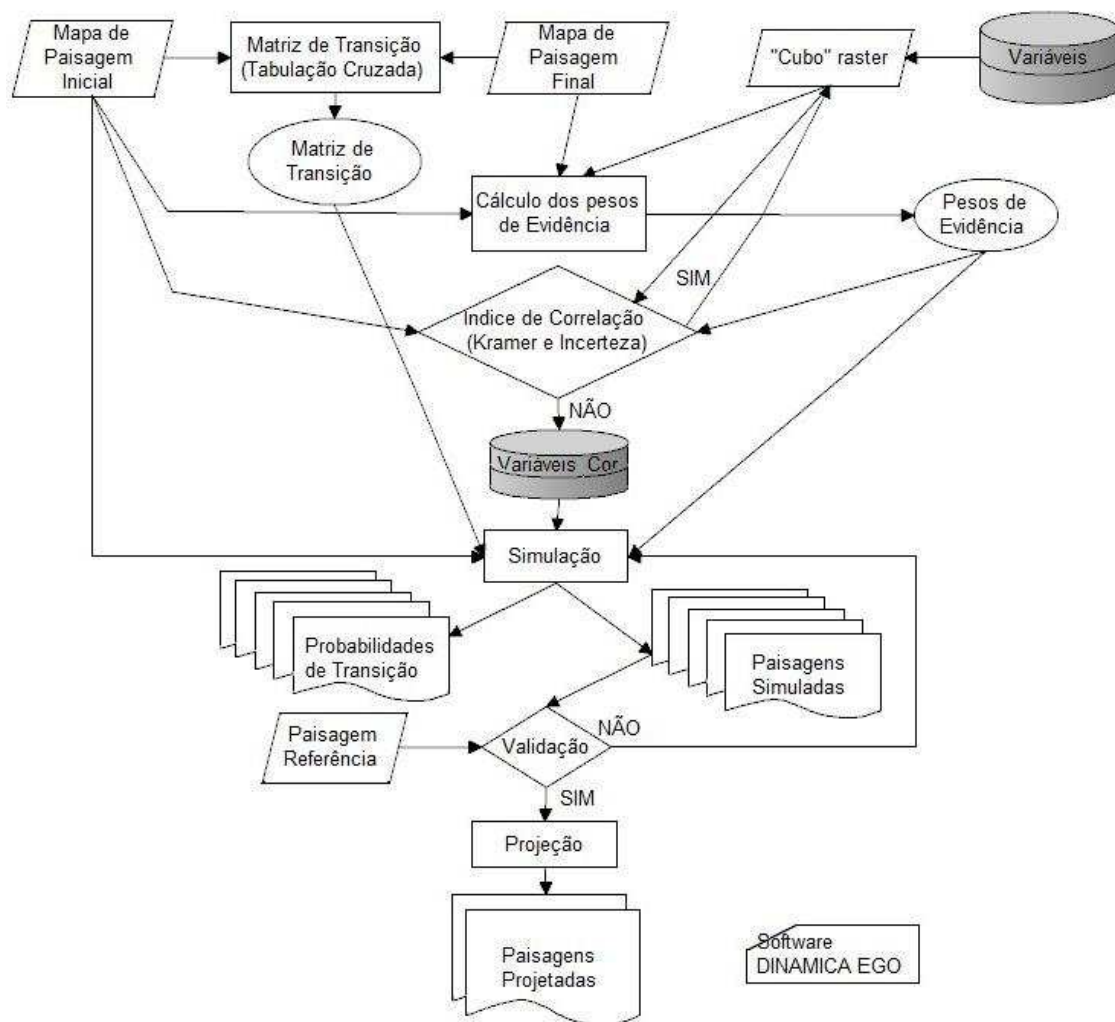


Figura 13 – Fluxograma da metodologia utilizada

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Aquisição, registro e recorte de imagens

As imagens utilizadas neste trabalho, que foram registradas e recortadas, são apresentadas juntamente com o resultado do processo de classificação por mistura espectral e NDVI (Figura 14). A correção geométrica das imagens (registro) foi realizada observando valor de RMSE sempre inferior a 0,5 pixel.

5.2 Mapas de Paisagem

Os valores de resposta espectral identificados para cada componente do MLME para as bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 do sensor TM/Landsat 5 de cada ano analisado, estão representados graficamente no Apêndice A.

Na Figura 15, encontram-se os resultados dos componentes “Urbano”, “Pastagem”, “Mata” e “Vegetação Arbustiva” resultantes do MLME para o ano de 2003.

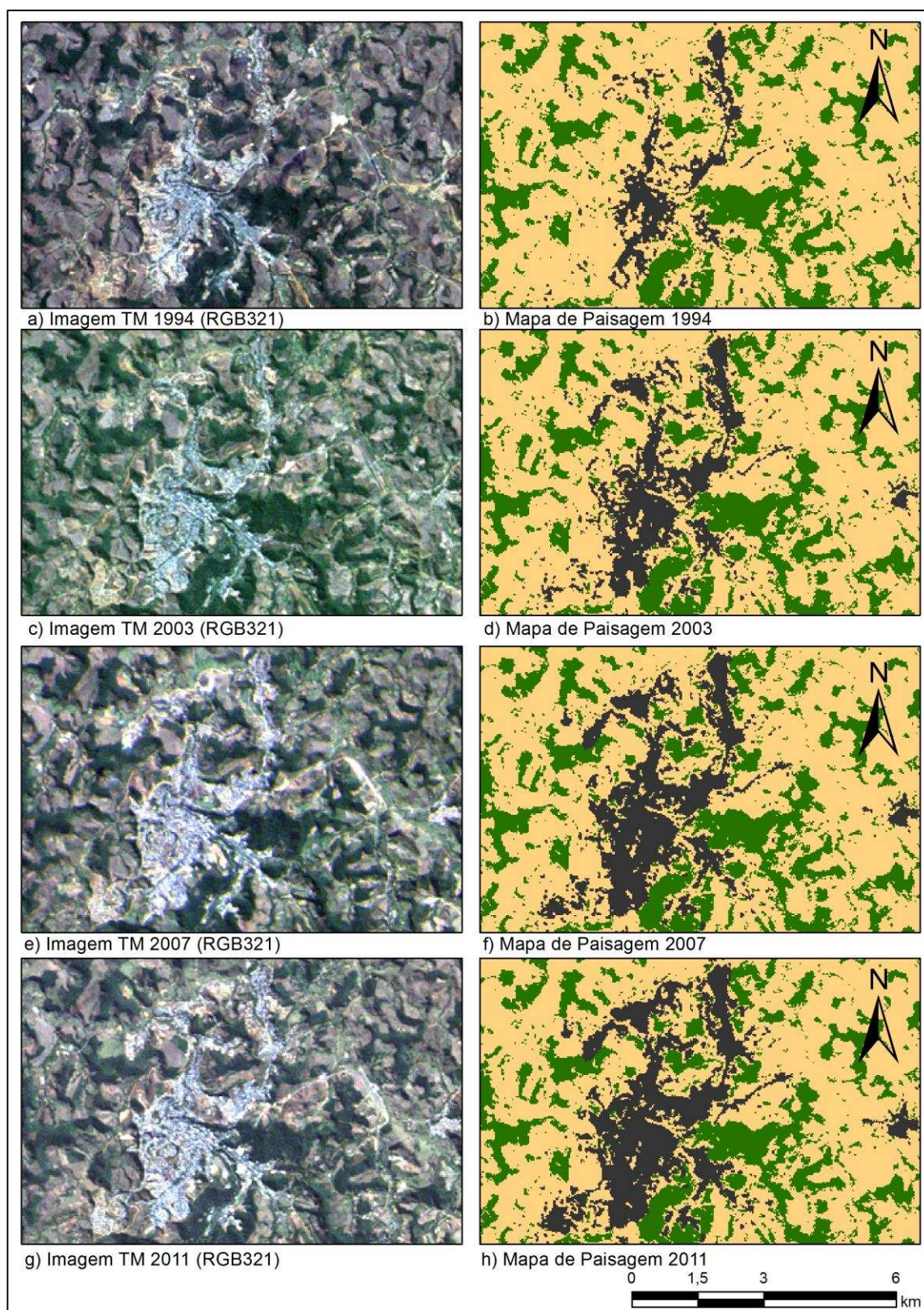


Figura 14 – Imagens recortadas em composição colorida RGB321 e Mapas de Paisagem para os anos 1994, 2003, 2007 e 2011

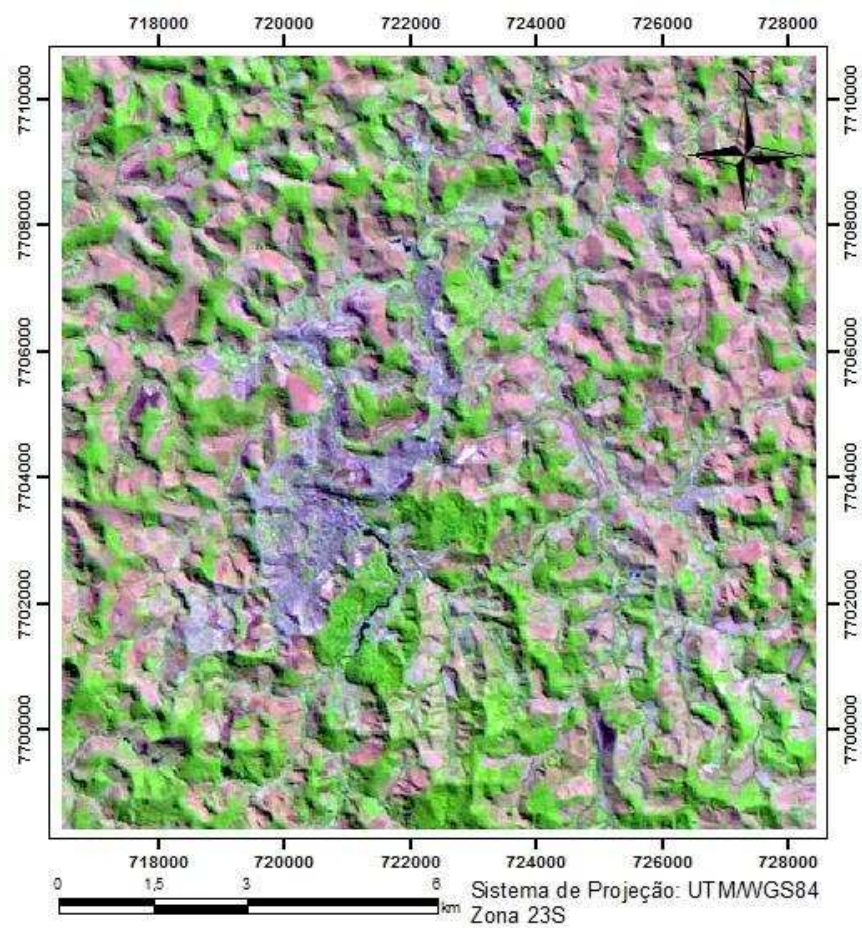
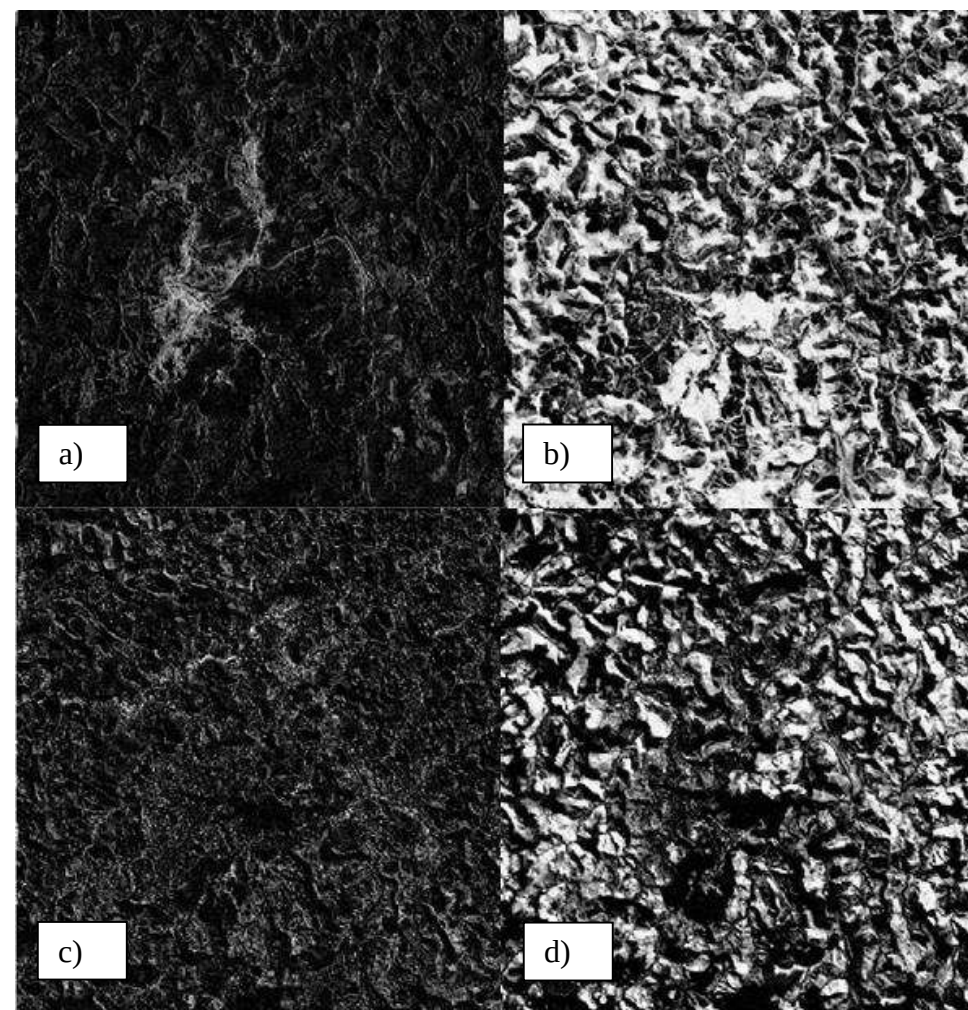


Figura 15 - Composição Colorida RGB543 com imagem do sensor TM de 2003 e Componentes do MLME do ano de 2003: a) “Urbano”; b) “Mata”; c) “Vegetação Arbustiva”; d) “Pastagem”



Neste trabalho, o componente de interesse gerado a partir dos modelos de cada ano é a representação da mancha urbana do município, denominado “urbano” e que posteriormente tem os pixels rotulados no processo de reclassificação. Os resultados dos modelos de cada ano são apresentados na Figura 16 a seguir:

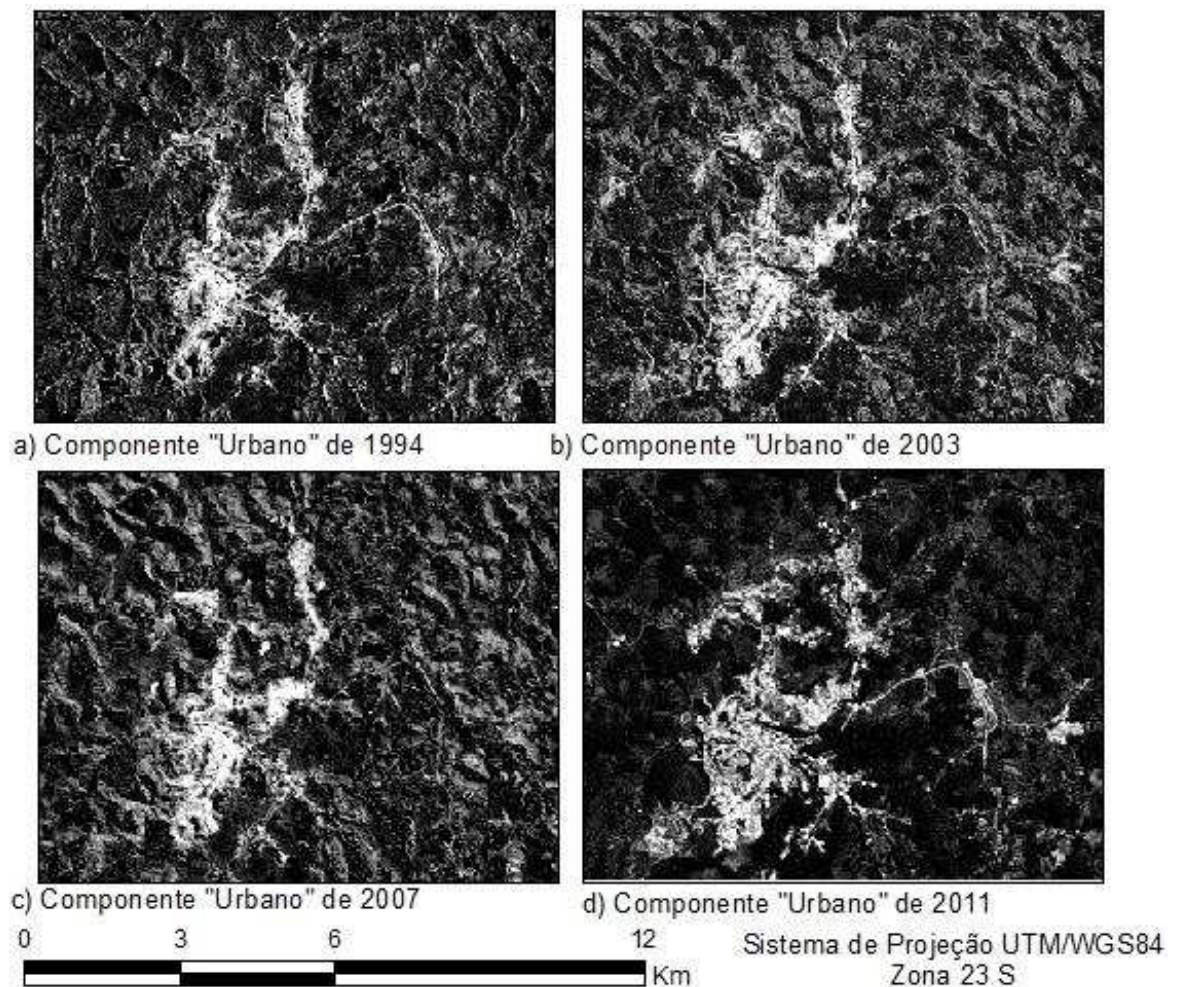


Figura 16 - Componentes “Urbano” do MLME dos anos: a) 1994; b) 2003; c) 2007; d) 2011

Para rotular apenas os pixels que representam áreas urbanizadas, foi aplicada a função de limearização através de um algoritmo em linguagem espacial para geoprocessamento algébrico (LEGAL), linguagem utilizada no software SPRING (Apêndice B).

Os pixels com valores inferiores ao limiar estabelecido são rotulados com 0 (zero), e os valores superiores a este limiar são rotulados no valor de brilho de duzentos e cinquenta (250).

De maneira semelhante, os resultados do NDVI de cada ano foram rotulados para a classe “mata” e “não mata”, definindo-se o limiar de transição por meio da comparação visual com as respectivas imagens multiespectrais. Como a transição a ser analisada restringe à dinâmica da mancha urbana entre não urbano e urbano e considerando que áreas de Mata Atlântica possuem restrição legal para seu desmatamento, foi adotado como classe mata, para todos os mapas de paisagem, a união entre os resultados dos NDVI’s de cada ano, ou seja, idêntica em todos os períodos analisados. Assim, pôde ser considerada no modelo a restrição imposta pela classe mata ao processo de transição da área urbana.

Na Figura 16, são apresentados os resultados do mapeamento temático realizado pelo MLME sobrepostos à classe mata.

Multiplicando o número de pixels que representam a mancha urbana pela área correspondente a cada pixel, que neste caso foi de 900 m² (a resolução espacial da imagem TM/Landsat 5 de 30x30 metros foi mantida), obteve-se uma estimativa da evolução da área ocupada pela mancha urbana de 1994 a 2011 (Tabela 5):

Tabela 5 – Área (Km²) da mancha urbana do município de Viçosa-MG

Ano	Área (km ²)
1994	4,189
2003	7,913
2007	10,150
2011	11,921

5.3. Seleção de variáveis

As variáveis que foram adotadas como fatores que influenciam o fenômeno de expansão da mancha urbana foram selecionadas tendo em vista: o conhecimento prévio da região; a análise visual das mudanças ocorridas com a evolução do tempo nas imagens utilizadas (1994, 2003, 2007 e 2011), permitida através da sobreposição de camadas no *software* ArcGIS; e pela observação da proximidade das transições com as informações espaciais disponíveis na base de dados do Projeto Viçosa Digital. Dessa forma, foram escolhidas inicialmente as seguintes variáveis (Apêndice C):

- Distância de logradouros;
- Distância da linha férrea;
- Distância de instituições de ensino superior;
- Distância da hidrografia;
- Distância de áreas institucionais e órgãos públicos (Fórum, Prefeitura Municipal, Instituto Nacional de Seguridade Social e Ministério do Trabalho)
- Distância do Parque Tecnológico e Distrito Industrial;
- Faixas de declividade;
- Distância de áreas já urbanizadas.

As áreas já urbanizadas são consideradas como aquelas que apresentaram alto valor no componente urbano do MLME, ou seja, áreas cujos pixels registraram maior fração de superfícies tipicamente edificadas (asfalto, concreto, telhado, solo exposto, etc...).

Tais variáveis buscam agregar, de forma implícita, toda a informação referente ao comportamento dos atores sociais e configuradores da forma urbana com a geração dos pesos de evidência (ALMEIDA, 2004).

Como estas variáveis devem atender a premissa de serem espacialmente independentes, utilizando o mínimo possível de variáveis para explicar o fenômeno sem correlação entre si, aquelas cujo coeficiente de correlação apresentaram altos valores nos testes de Cramer e da Incerteza da Informação Conjunta (Apêndice D), foram suprimidas e resumiram-se portanto a:

- Distância de logradouros;
- Distância de instituições de ensino superior;
- Distância do Parque Tecnológico e Distrito Industrial;
- Faixas de declividade;
- Distância de áreas já urbanizadas.

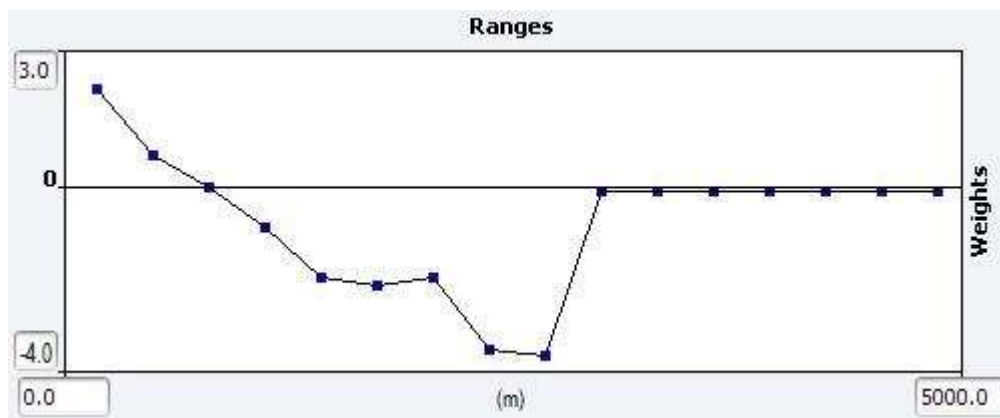
5.4. Pesos de Evidência

Como foram definidos cinco modelos de transição da mancha urbana, com intervalos variando entre 13, 9 e 4 anos, obteve-se as seguintes configurações:

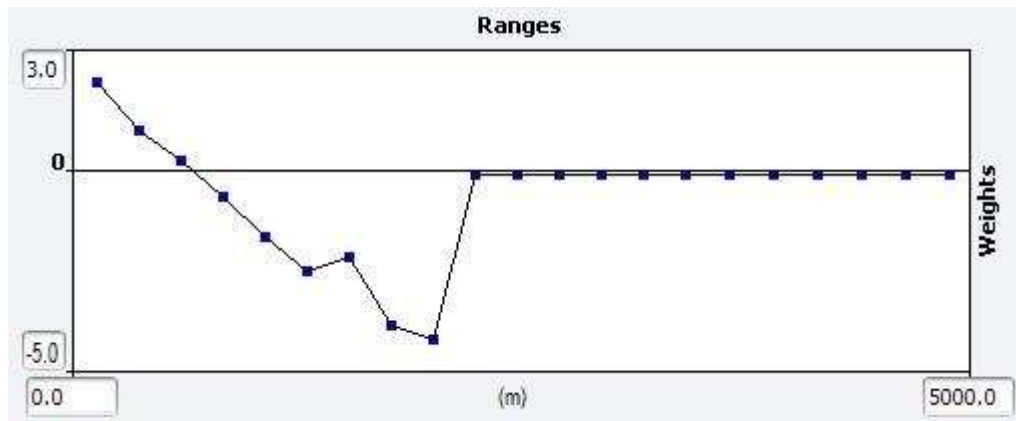
- Modelo I - 1994/2003
- Modelo II - 1994/2007
- Modelo III - 2003/2007
- Modelo IV - 2003/2011
- Modelo V - 2007/2011

Os gráficos a seguir representam os pesos de evidência obtidos para cada variável nos modelos trabalhados, sendo que para as variáveis de distância, a unidade do eixo x é em metros.

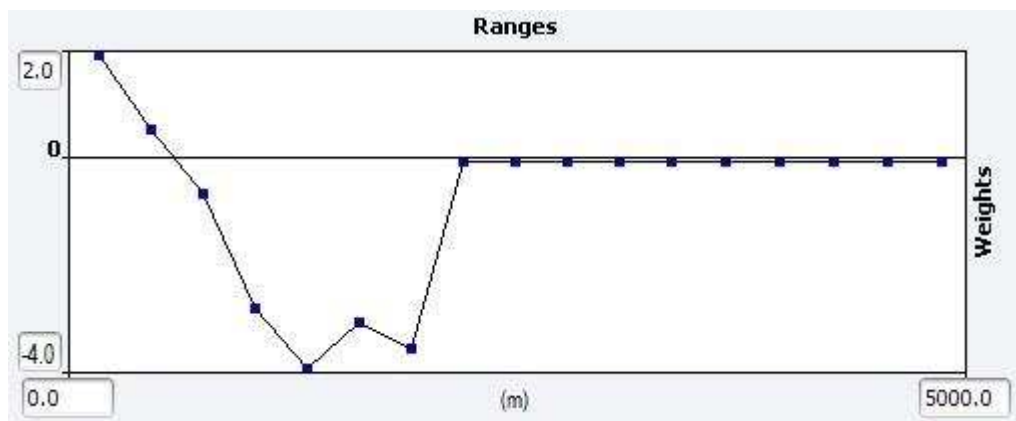
Para a variável “Distância de áreas já urbanizadas”, em todos os modelos, observou-se um fator positivo, favorável à transição, para distâncias menores. Estes valores decaem com o aumento da distância até aproximadamente 2.500 metros, e a partir de então não influem mais no fenômeno (Figura 17).



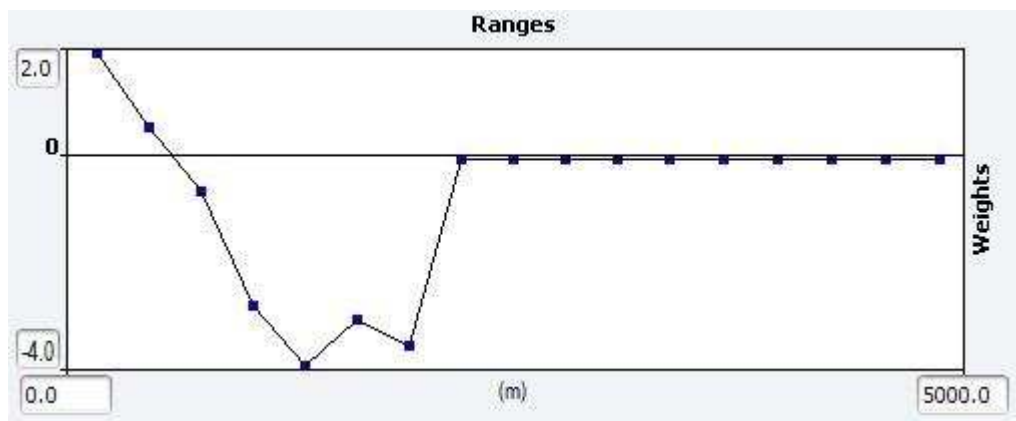
(a)



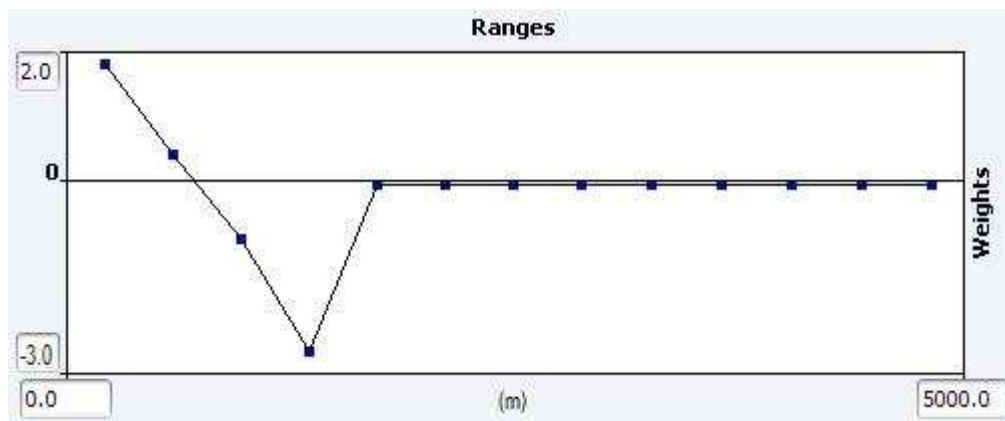
(b)



(c)



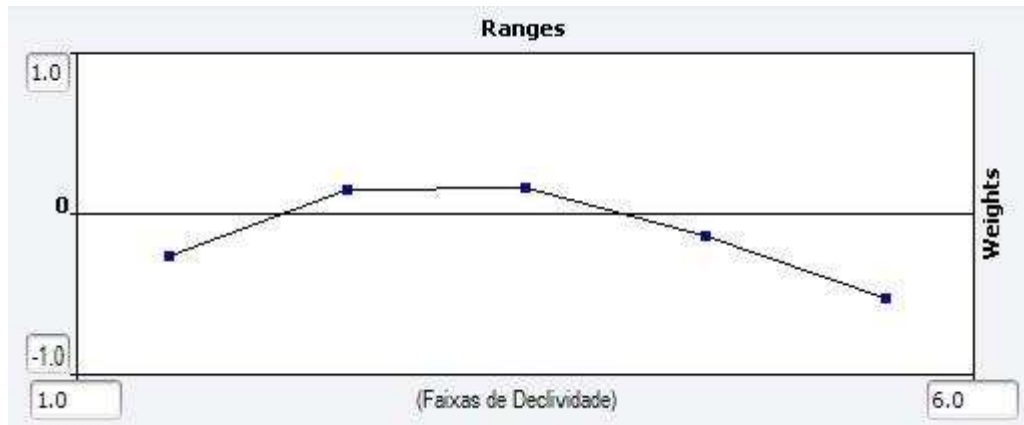
(d)



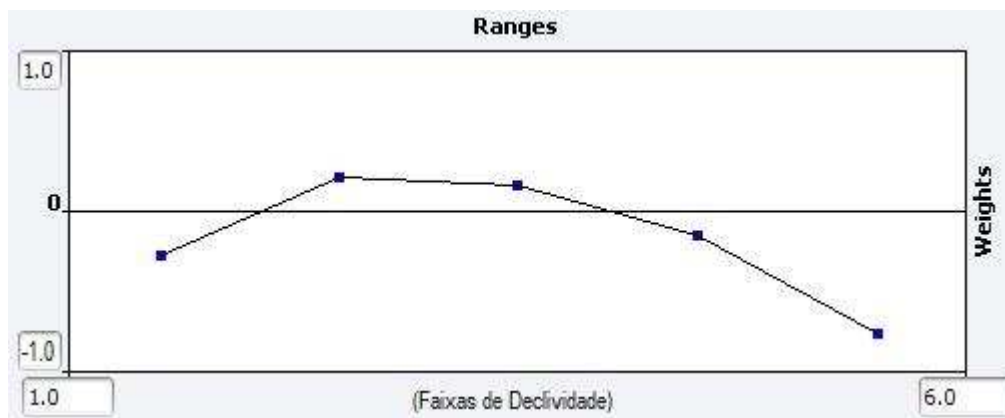
(e)

Figura 17 – Pesos de evidência da variável “Distância de áreas já urbanizadas” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V

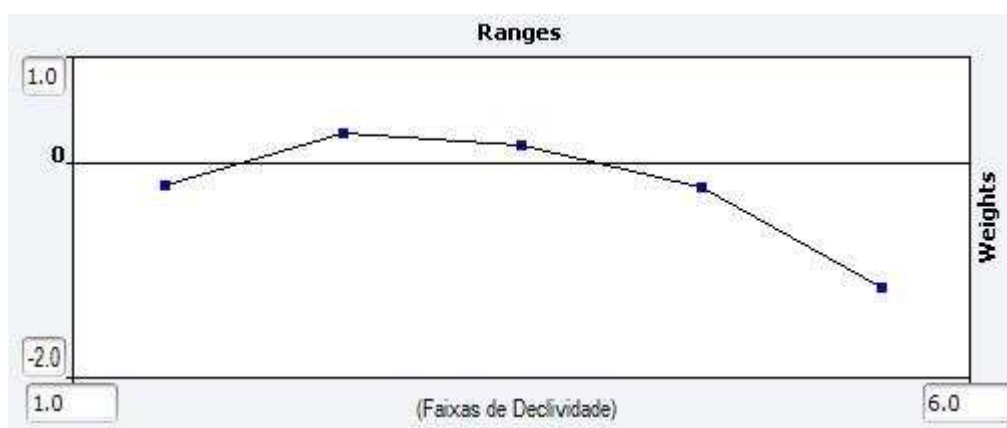
A variável referente às faixas de declividade apresentou maior favorecimento à transição (pesos positivos) nas faixas de declividade intermediárias, 2 e 3, e forte repulsão (pesos negativos) para faixas de declividade maiores, 4 e 5 (Figura 18).



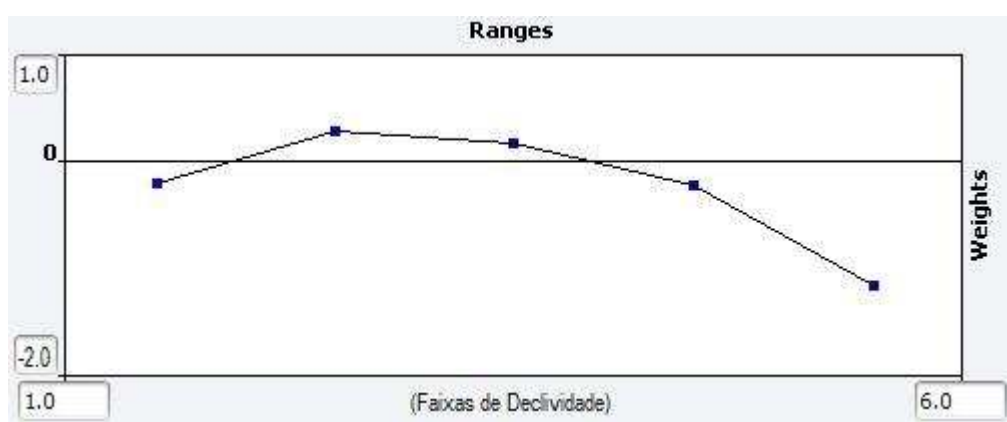
(a)



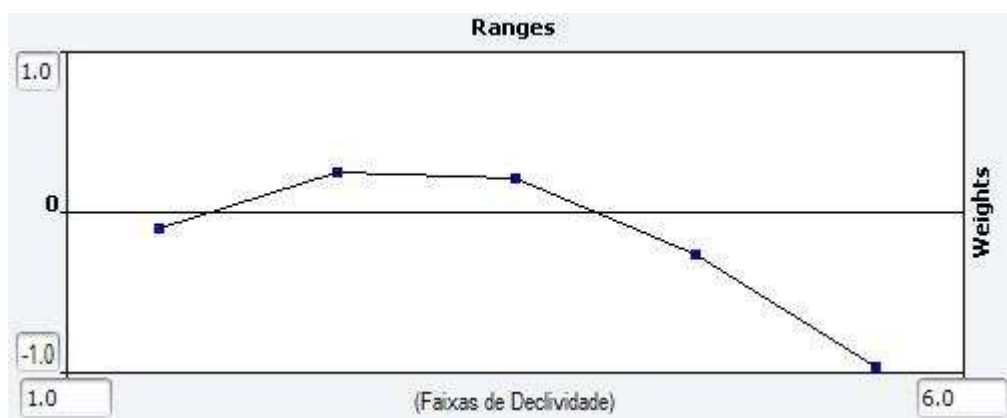
(b)



(c)



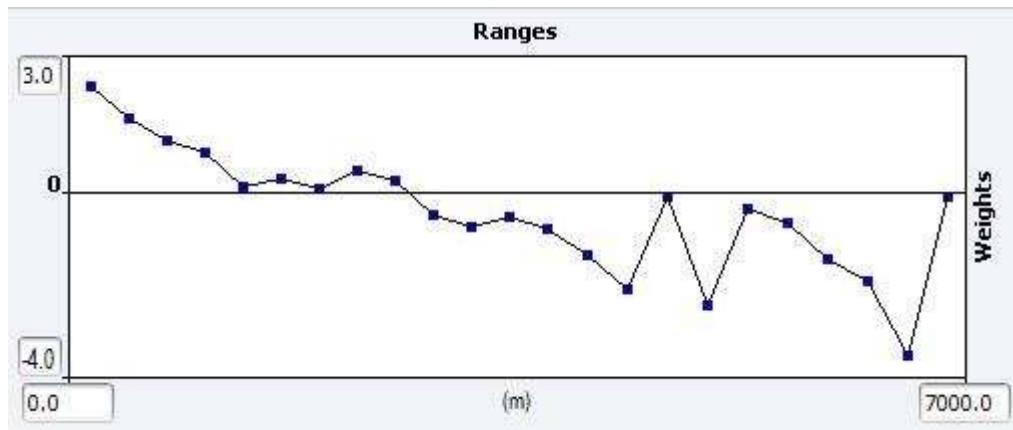
(d)



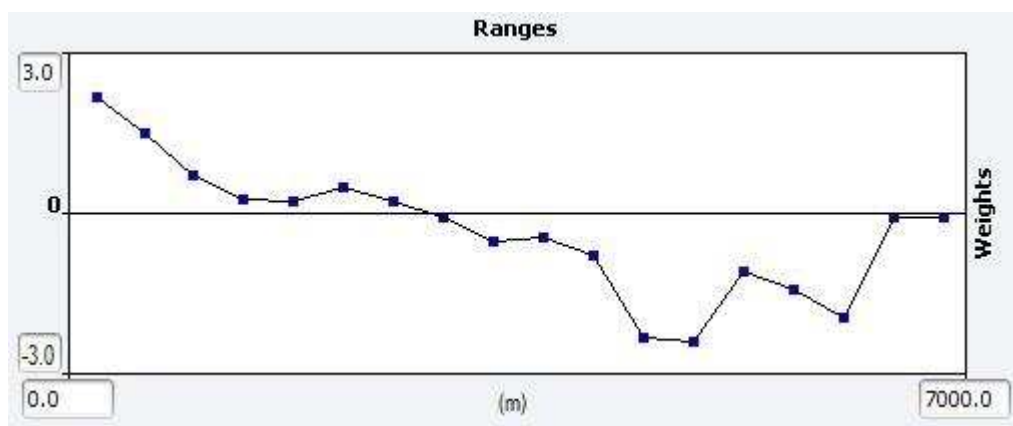
(e)

Figura 18 – Pesos de evidência da variável “Faixas de declividade” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V

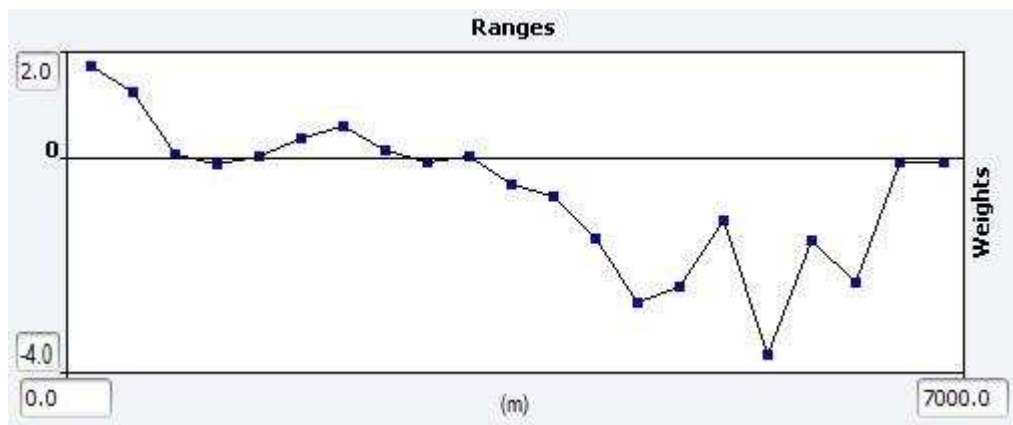
A variável de “Distâncias de instituições de ensino superior” apresentou pesos positivos, e portanto favoráveis à transição, apenas em distâncias menores, de até 2.000 metros (Figura 19).



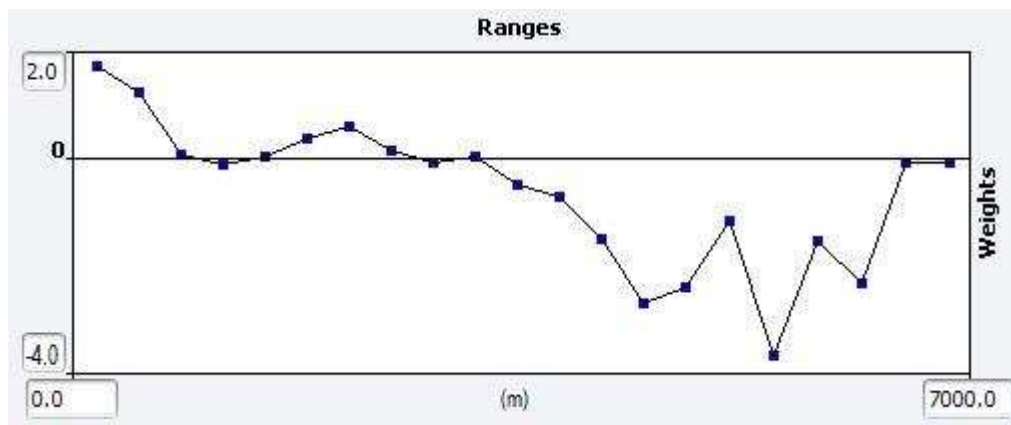
(a)



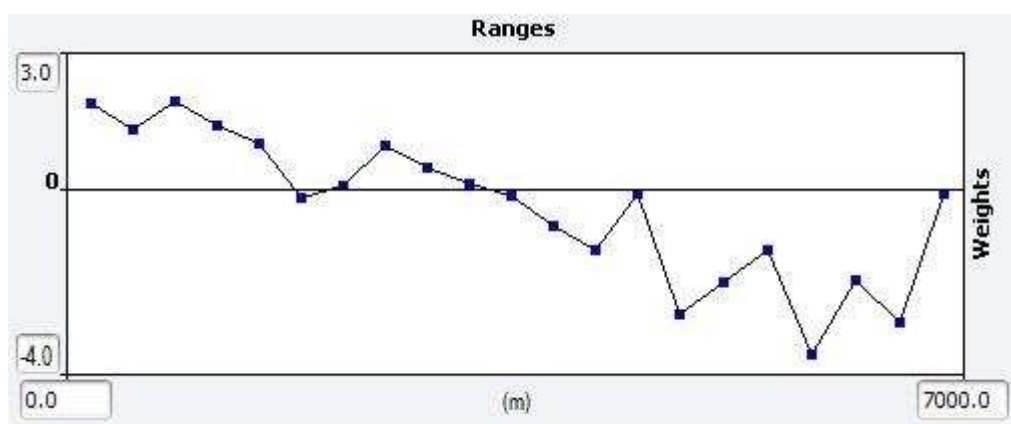
(b)



(c)



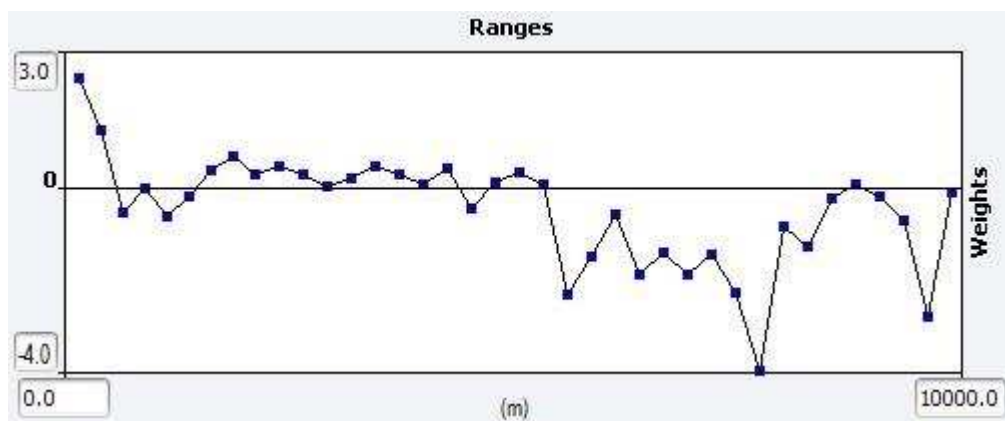
(d)



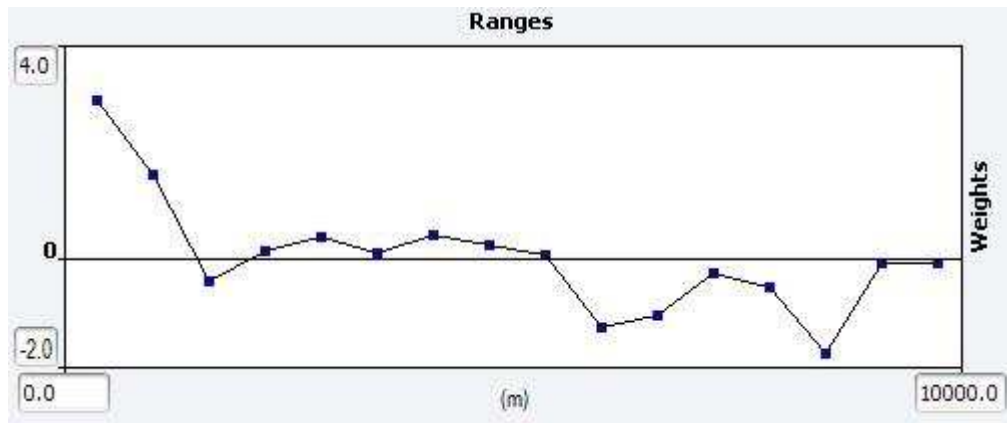
(e)

Figura 19 – Pesos de evidência da variável “Distância de instituições de ensino superior” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V

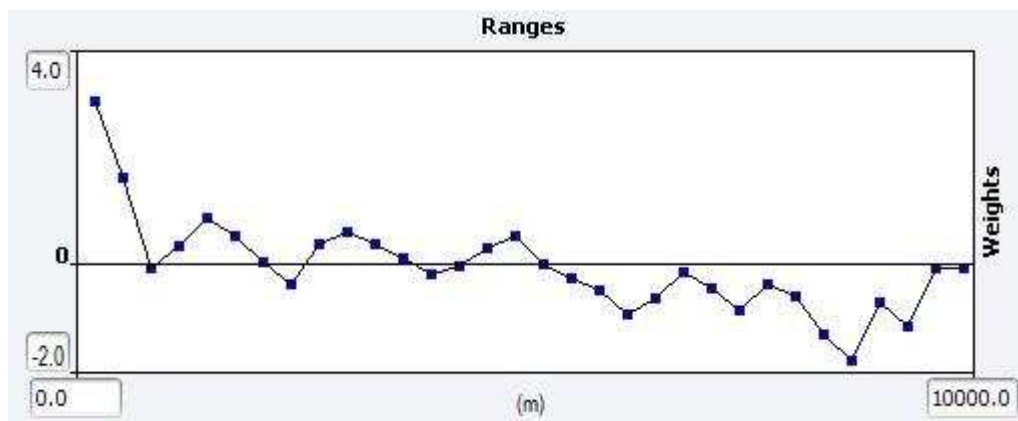
Para a variável “Distância do Parque Tecnológico e Distrito Industrial” os pesos apresentaram valores favoráveis à transição nas regiões próximas a estas regiões, sendo que estes decaíram, de forma oscilatória, até atingir valores predominantemente negativos em distâncias maiores (acima de 5.000 metros) (Figura 20).



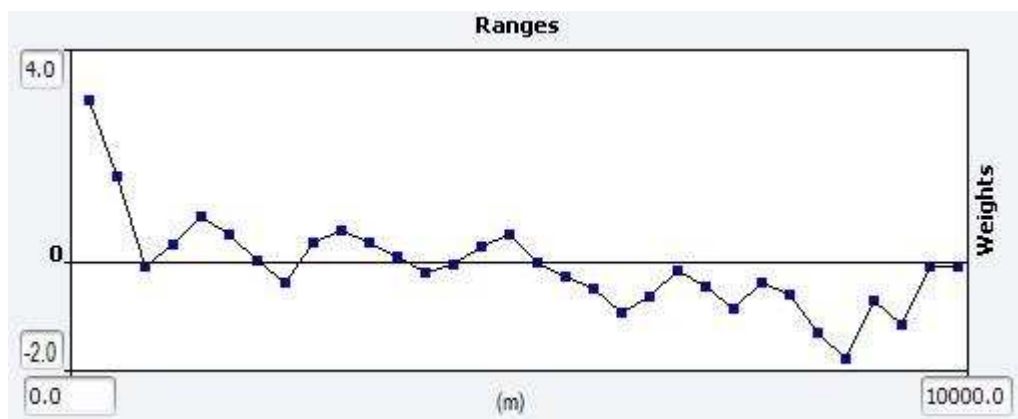
(a)



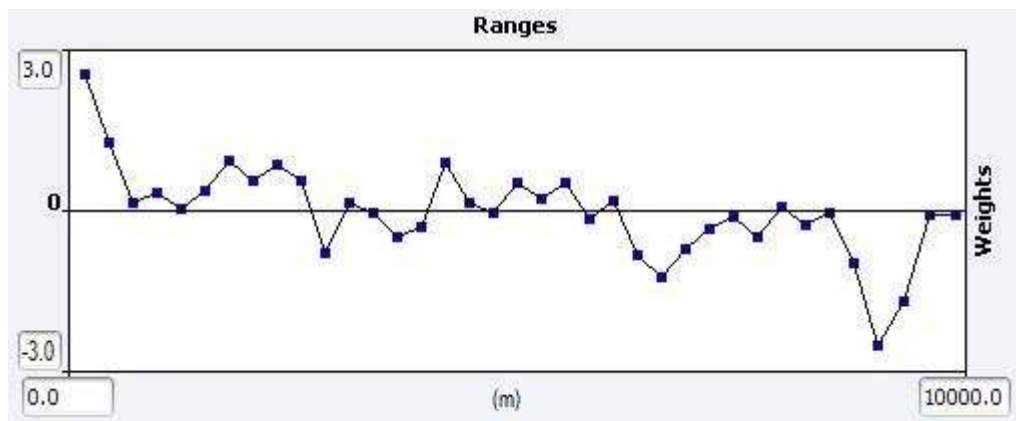
(b)



(c)



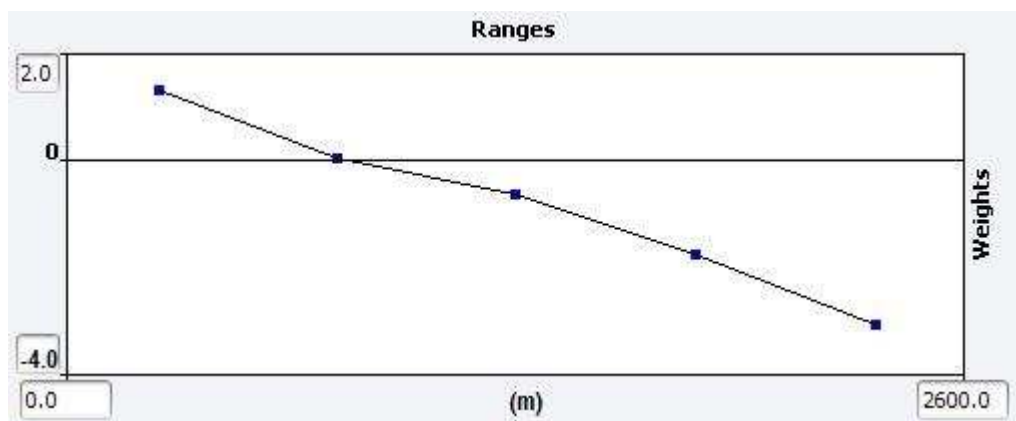
(d)



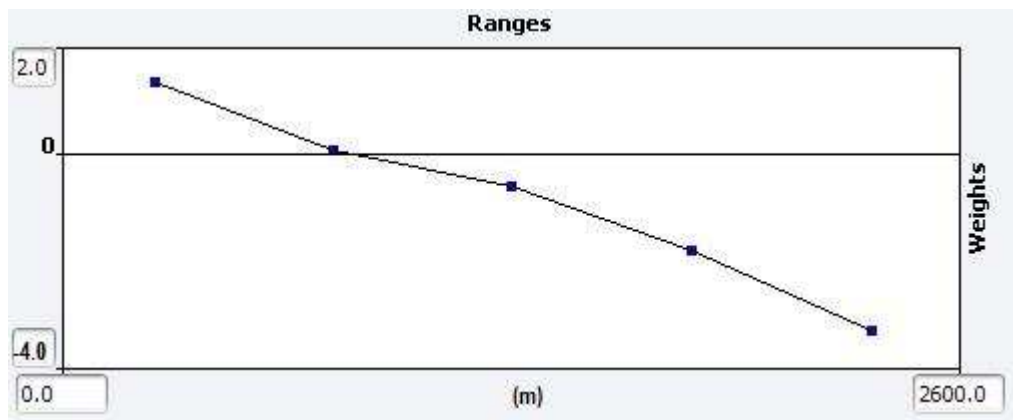
(e)

Figura 20 – Pesos de evidência da variável “Distância do Parque Tecnológico e Distrito Industrial da mancha urbana” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V

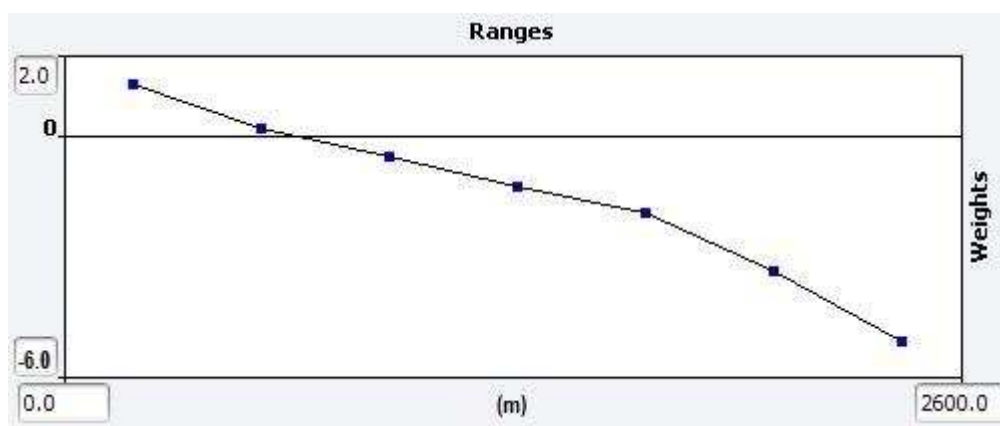
Os pesos da variável de distância em relação aos logradouros também apresentaram valores positivos para regiões mais próximas às vias, com valores decrescentes a medida em que esta distância aumenta (Figura 21).



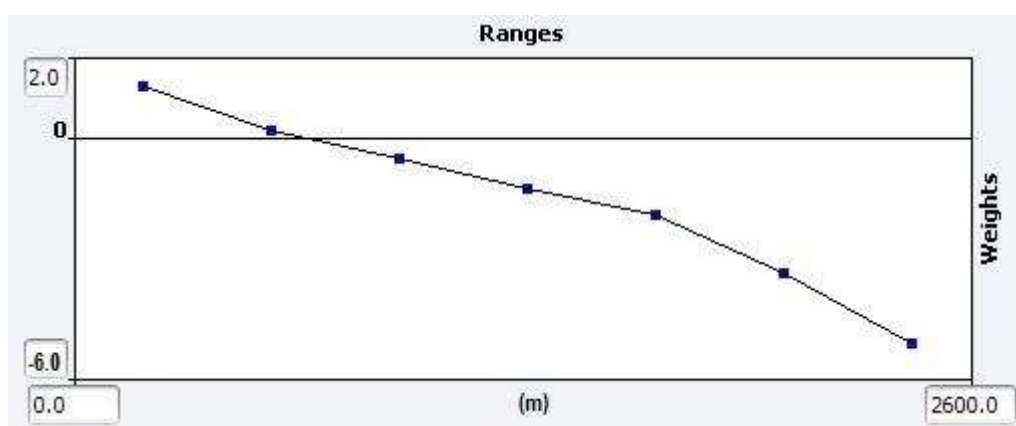
(a)



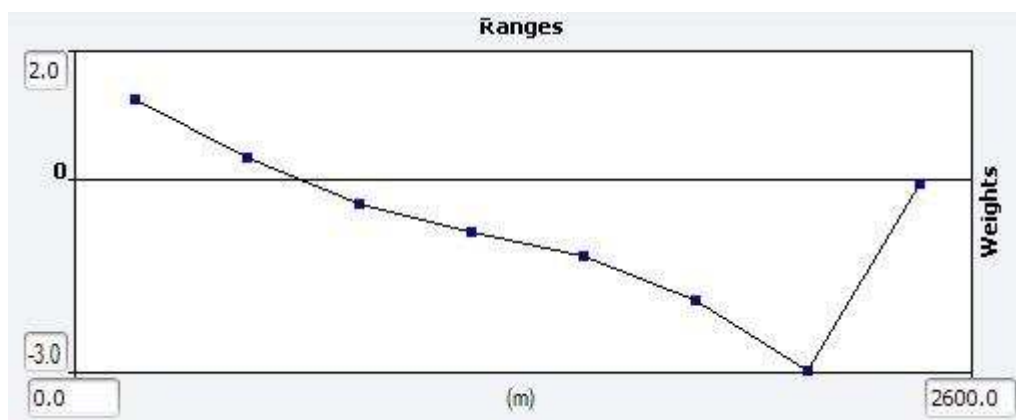
(b)



(c)



(d)



(e)

Figura 21 – Pesos de evidência da variável “Distância de logradouros” para os modelos: (a) modelo I; (b) modelo II; (c) modelo III; (d) modelo IV; e (e) modelo V

5.5. Mapas de paisagem simulados

Os mapas de paisagem resultantes dos modelos I, II, III, IV e V são apresentados nas Figuras 22 a 26 a seguir. Os três primeiros modelos (I, II e III) tiveram a finalidade de avaliar os intervalos (13, 9 e 4 anos) que melhor explicariam o fenômeno através da comparação visual do resultado com o mapa de paisagem do ano de referência, ao final do período simulado e, quantitativamente, pelos índices gerados pelas ferramentas *Calc Reciprocal Similarity* e *Multi-Window Similarity of Difference* do software Dinamica EGO.

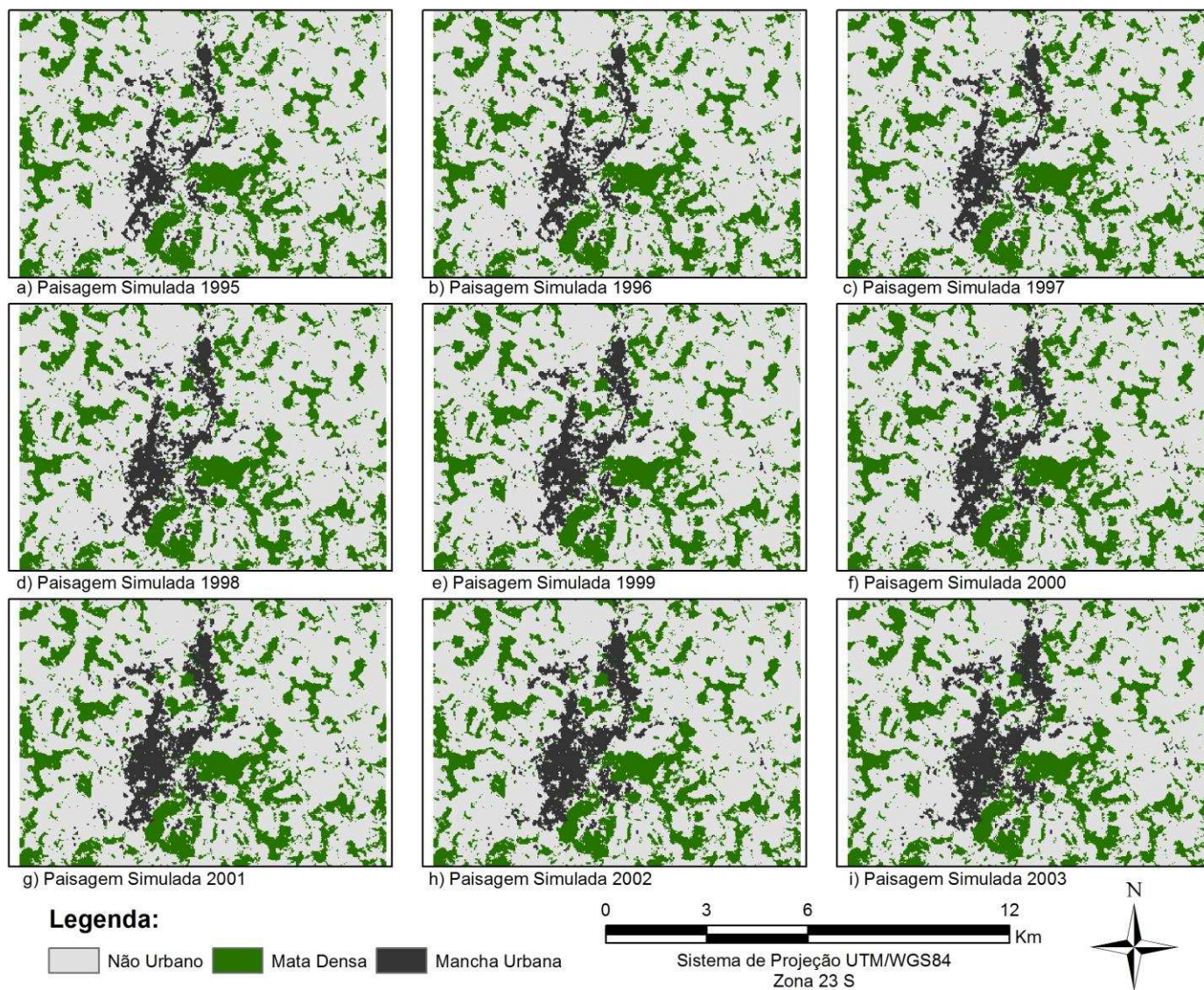


Figura 22 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo I (1994/2003)

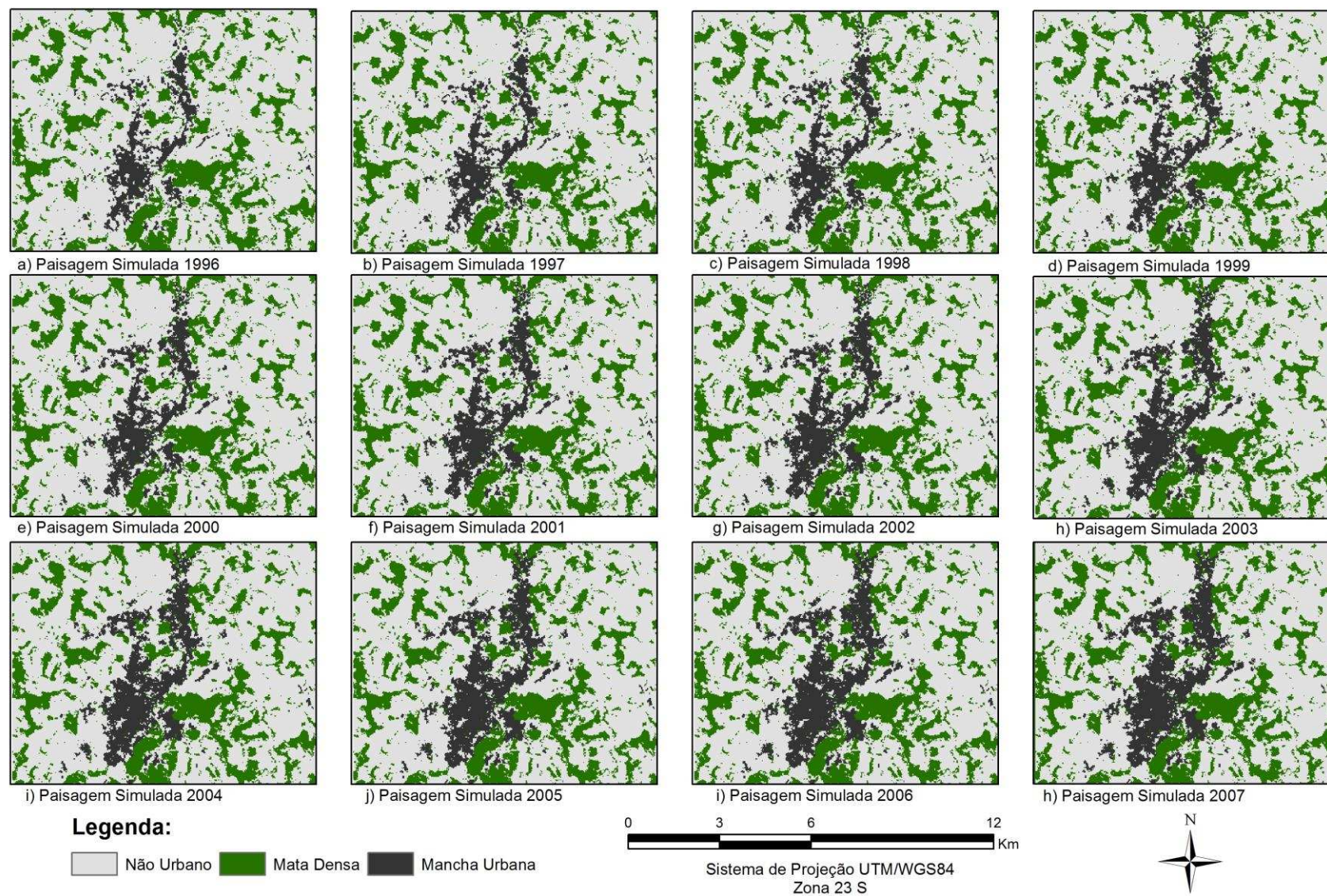


Figura 23 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo II (1994-2007)

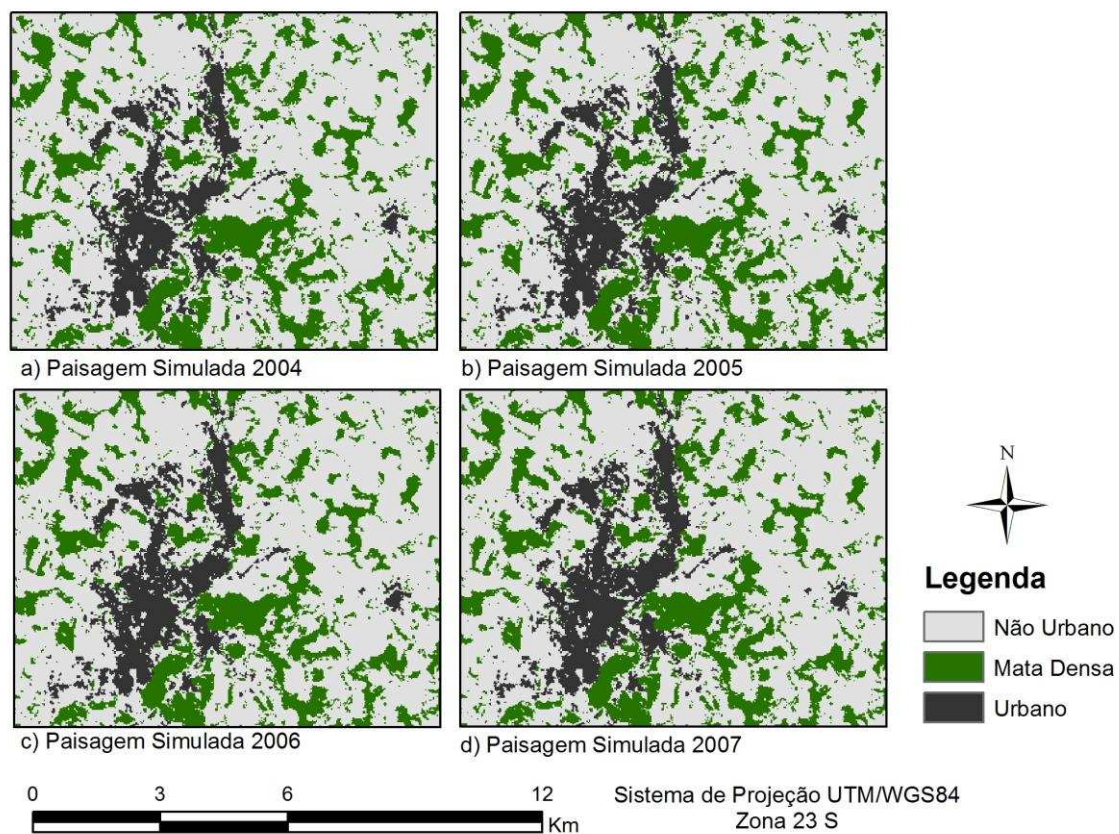


Figura 24 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo III (2003/2007)

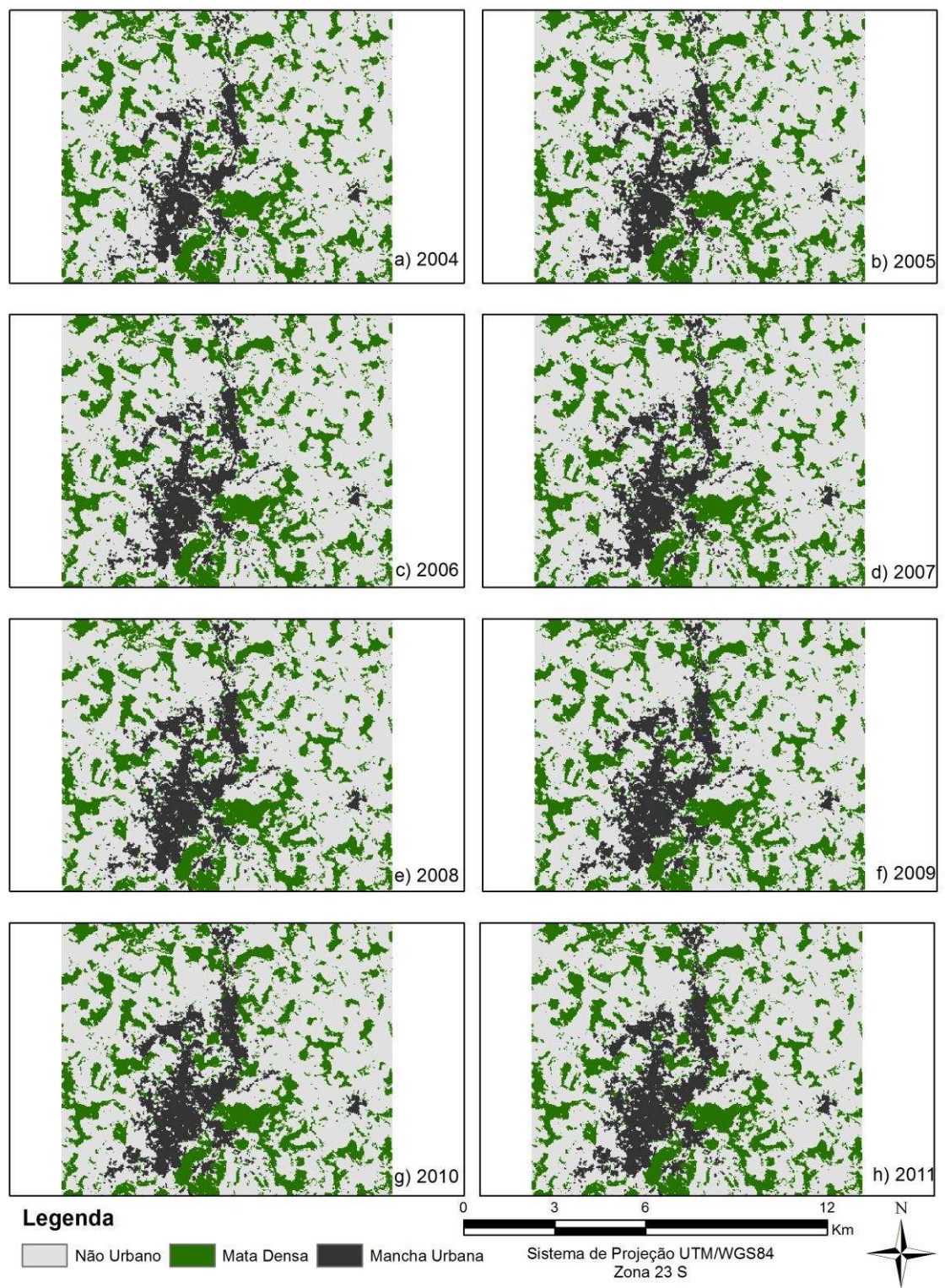


Figura 25 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo IV (2003/2011)

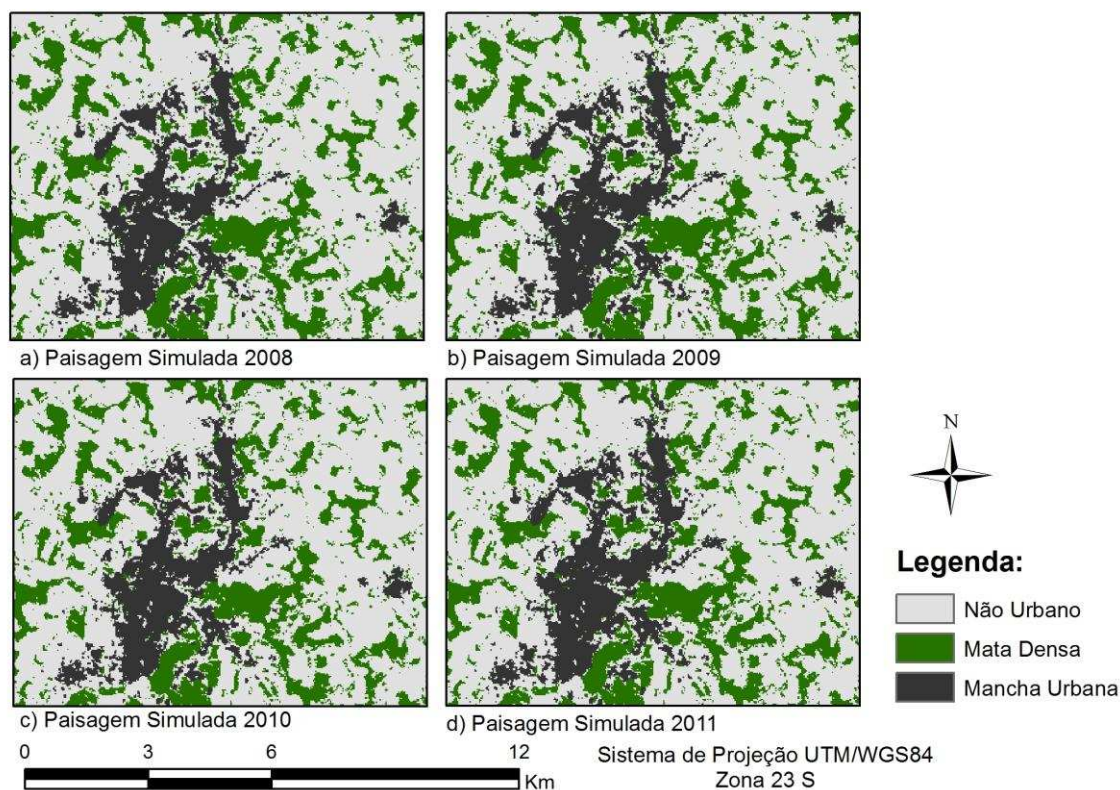


Figura 26 – Mapas de paisagem simulados pelo Modelo V (2007/2011)

A partir de uma análise visual dos resultados, observa-se uma tendência de consolidação de áreas que antes eram vazios urbanos e a expansão da mancha urbana em sentido radial ao centro da cidade, limitado pelas regiões de alta declividade ou com presença de cobertura vegetal que impedem a urbanização, no caso, fragmentos de Mata Atlântica.

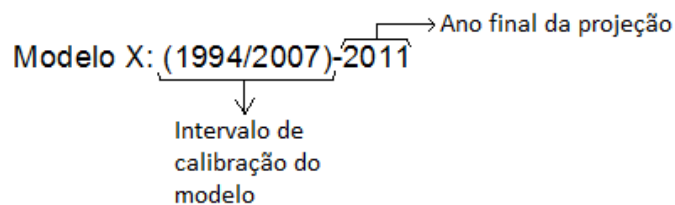
Como a alocação das transições realizada na simulação pelas funções *pacther* e *expander* é baseada na matriz de transições definida para o modelo, é esperado, e de fato ocorreu, que o número de células que sofreram transição de não-urbano para urbano coincidiu com as taxas reais registradas entre os mapas iniciais e finais de paisagem. Contudo, como a alocação segue as probabilidades obtidas pelos pesos de evidência das variáveis utilizadas, o resultado nem sempre coincide precisamente com o mapa de paisagem final esperado. Assim, pode-se dizer que o modelo de transição da mancha urbana é preciso em relação às taxas de mudança de uso, com a ressalva de que podem ocorrer falhas na localização onde elas ocorrem.

5.6. Mapas de paisagem projetados

Para fins de avaliação da capacidade de geração de cenários futuros dos modelos elaborados, foram projetadas simulações para o ano de 2011 nos três primeiros cenários (Figura 27: Modelo I; Figura 28: Modelo II e Figura 29: Modelo III).

A partir dos dois últimos cenários (IV e V), conhecida a capacidade de extrapolação no tempo dos intervalos de curto (4 anos) e médio prazo (9 anos) foram geradas as projeções futuras da mancha urbana no município de Viçosa-MG (Figura 30: Modelo IV e Figura 31: Modelo V).

Foi adotada a seguinte nomenclatura:



Assim, para o caso exemplificado acima, os mapas de paisagem usados para calibração do modelo foram de 1994 e 2007, e os mapas projetados corresponderão aos anos seguintes de 2008, 2009, 2010 e 2011.

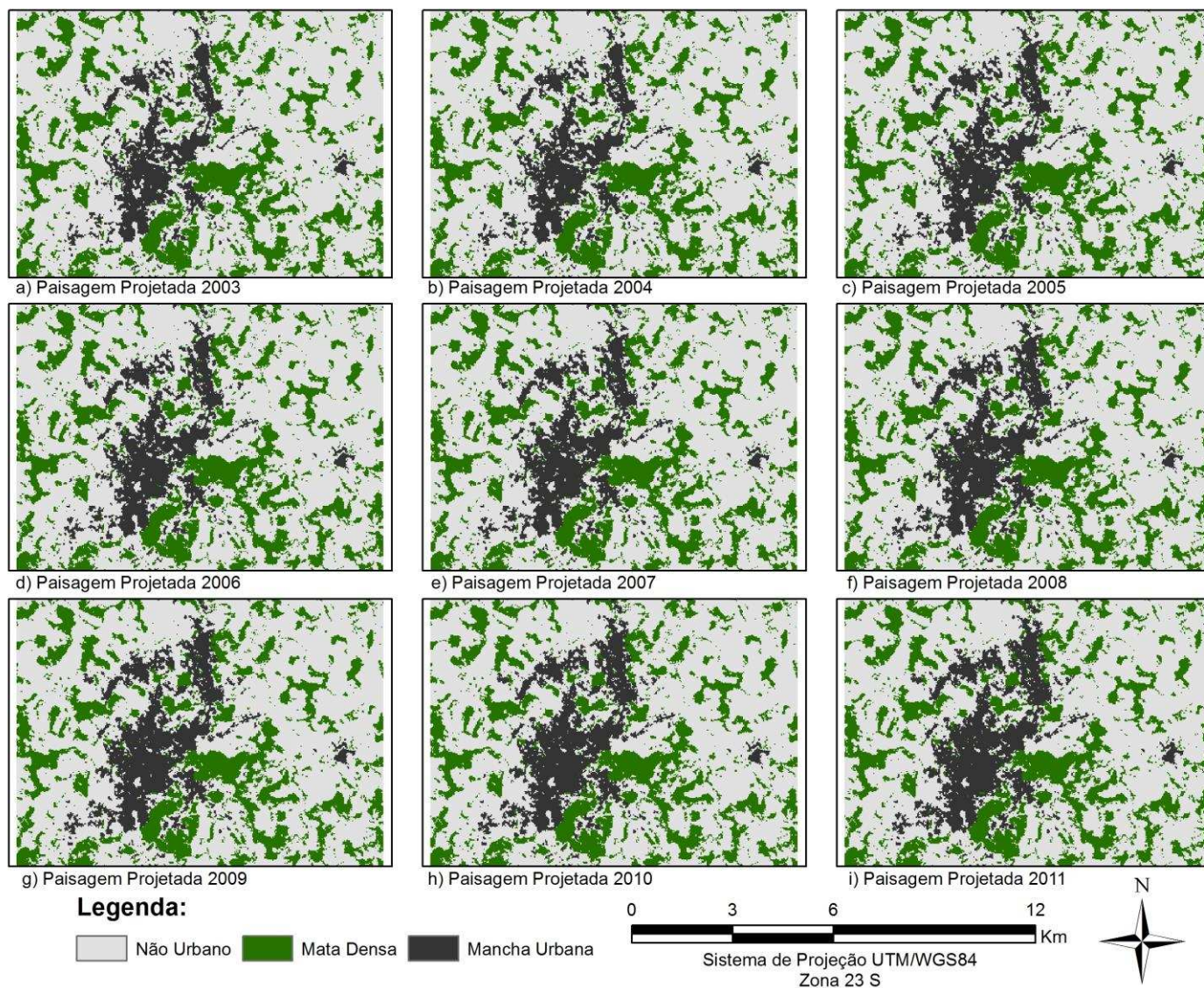


Figura 27 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo I (1994/2003-2011)

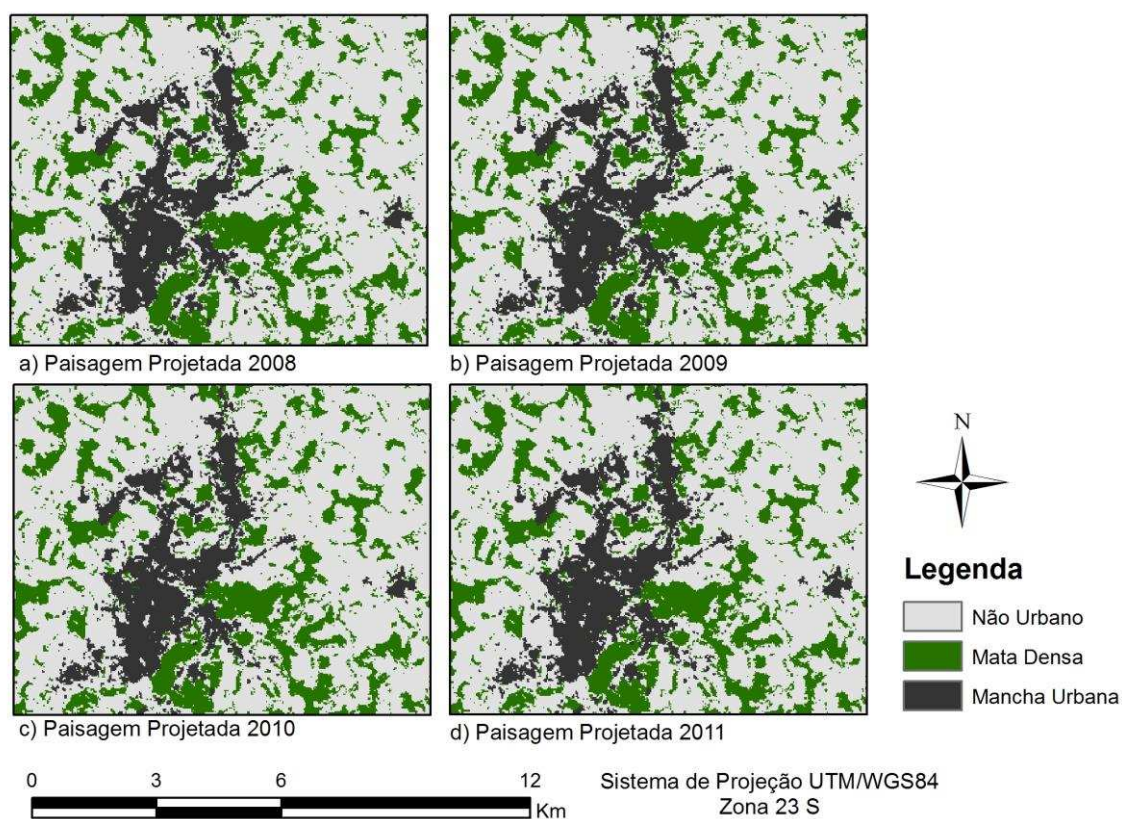


Figura 28 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo II (1994/2007-2011)

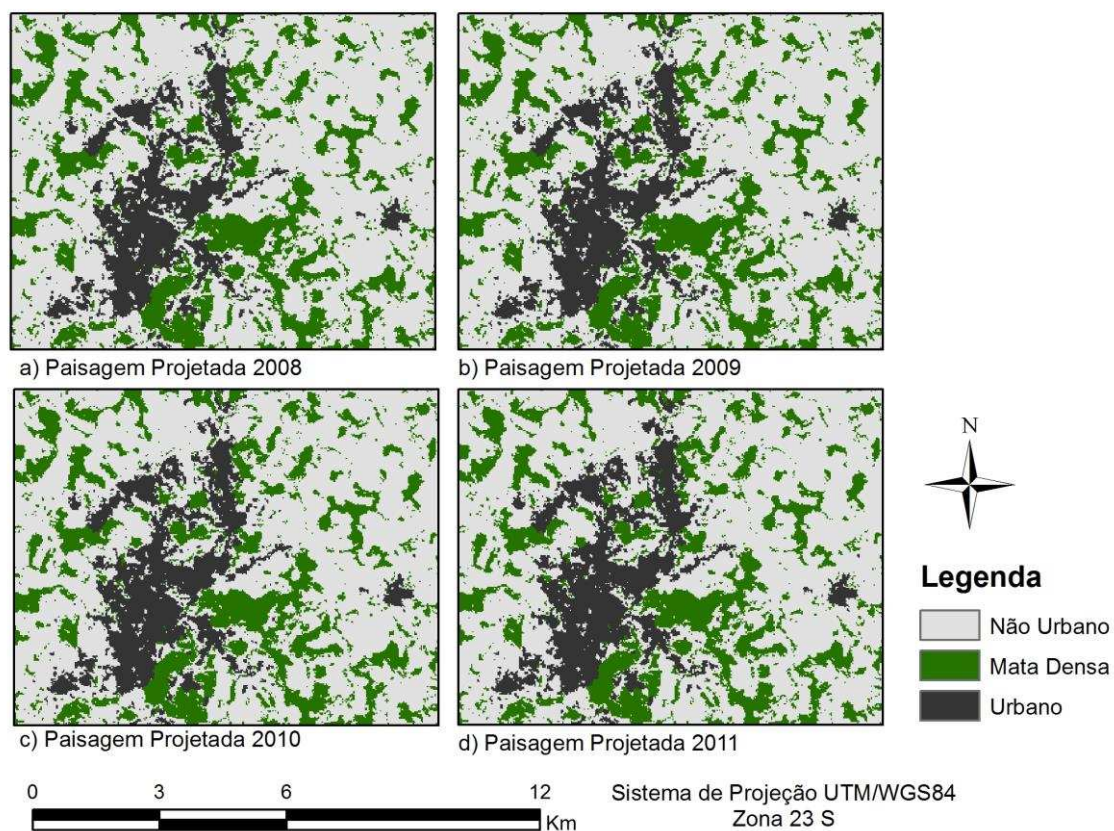


Figura 29 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo III (2003/2007-2011)

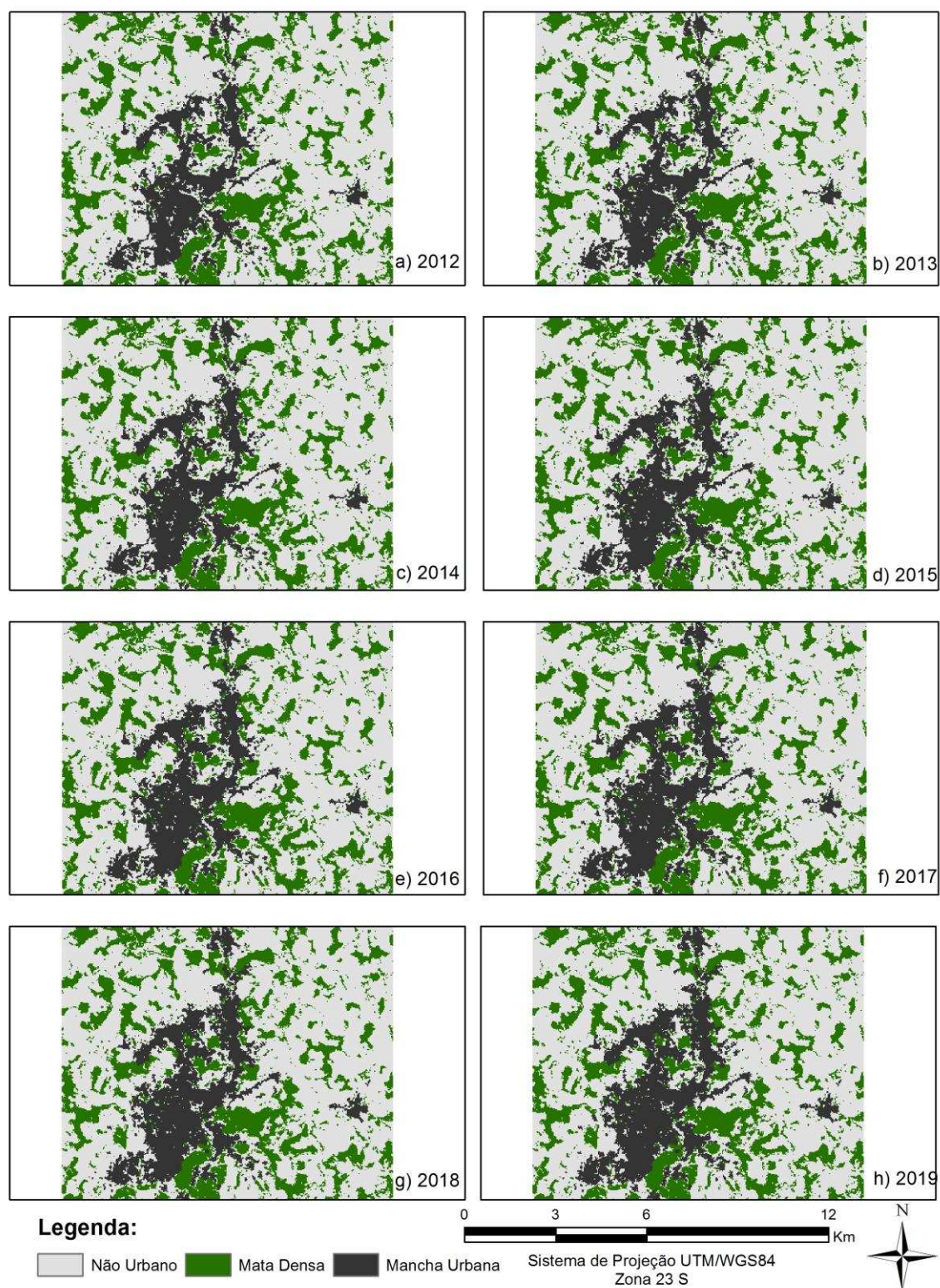


Figura 30 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo IV (2003/2011-2019)

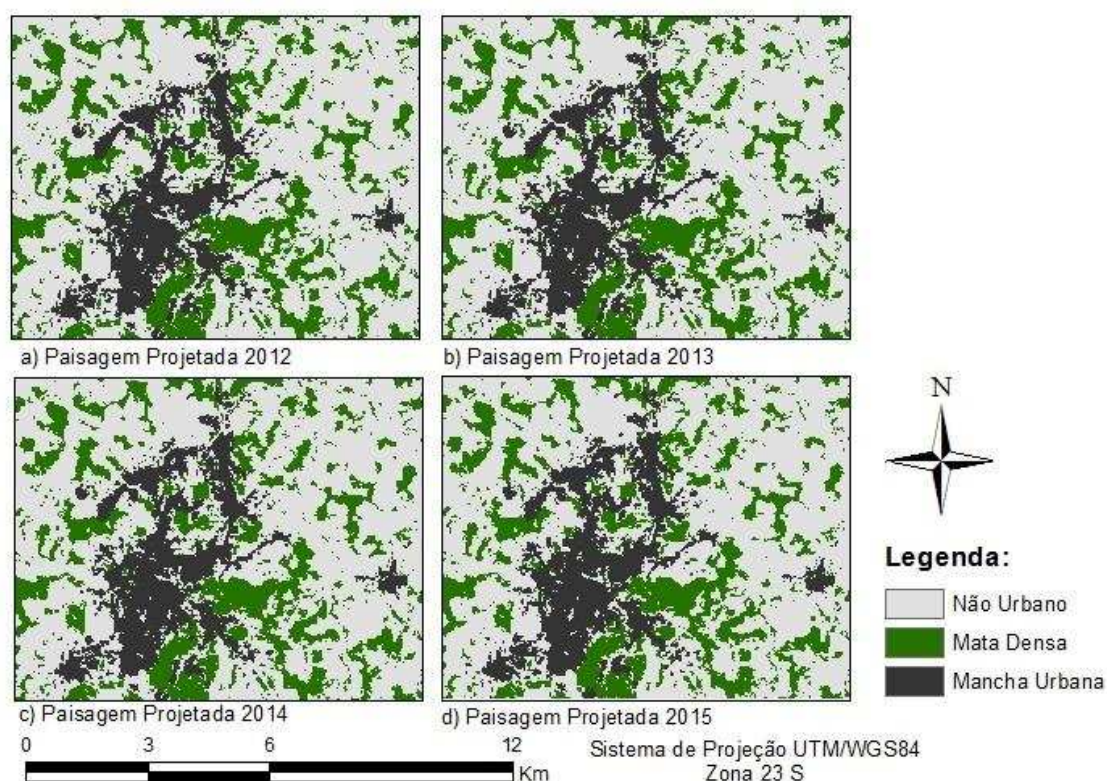


Figura 31 – Mapas de paisagem projetados pelo Modelo V (2007/2011-2015)

Em relação aos mapas de projeção, as taxas de transição utilizadas para alocação das transições, bem como as probabilidades de transição baseadas nos pesos de evidência de cada variável, são as mesmas definidas para o modelo no intervalo em que este foi calibrado. Portanto, na etapa de projeção, considera-se que o padrão de transição a ser aplicado é o mesmo daquele definido pelo modelo no intervalo em que este foi calibrado.

Tal consideração, apesar de não coincidir com o processo real da dinâmica do crescimento urbano, já que este depende de inúmeros fatores (economia, políticas públicas, novos empreendimentos, etc...) e estes nem sempre são passíveis de serem premeditados, pode ser considerada como uma boa aproximação da mudança esperada pelo fenômeno em questão. Esta premissa pode ser facilmente atendida em regiões e períodos em que o padrão de transição não varia de forma significativa, característica comum no processo de crescimento urbano quando o período analisado não excede o curto ou médio prazo.

Como consequência, tanto as projeções realizadas para o período de 2015 quanto 2019, também indicaram a tendência de expansão da mancha

urbana no sentido radial ao centro da cidade e com consolidação das áreas de ocupações esparsas. A avaliação destes resultados é apresentada no próximo tópico.

5.7. Avaliação

A comparação entre os mapas de paisagens simulados para os anos finais dos intervalos de cada modelo com os mapas de paisagem de referência do ano respectivo, permite a avaliação da capacidade de simulação do modelo, inclusive em seu intervalo temporal mais extremo. Esta comparação foi realizada por inspeção visual e, de forma quantitativa, pelo índice de similaridade *Calc Reciprocal Similarity* e pelo módulo *Multi-Window Similarity of Difference*.

Nas figuras 32 e 33 são apresentadas as imagens para comparação visual dos modelos de simulação I, II, III, IV e V, com mapas de paisagem de referência de 2007 e 2011, lembrando que as nomenclaturas quanto aos modelos foram definidas da seguinte forma:

- Modelo I - 1994/2003
- Modelo II - 1994/2007
- Modelo III - 2003/2007
- Modelo IV - 2003/2011
- Modelo V - 2007/2011

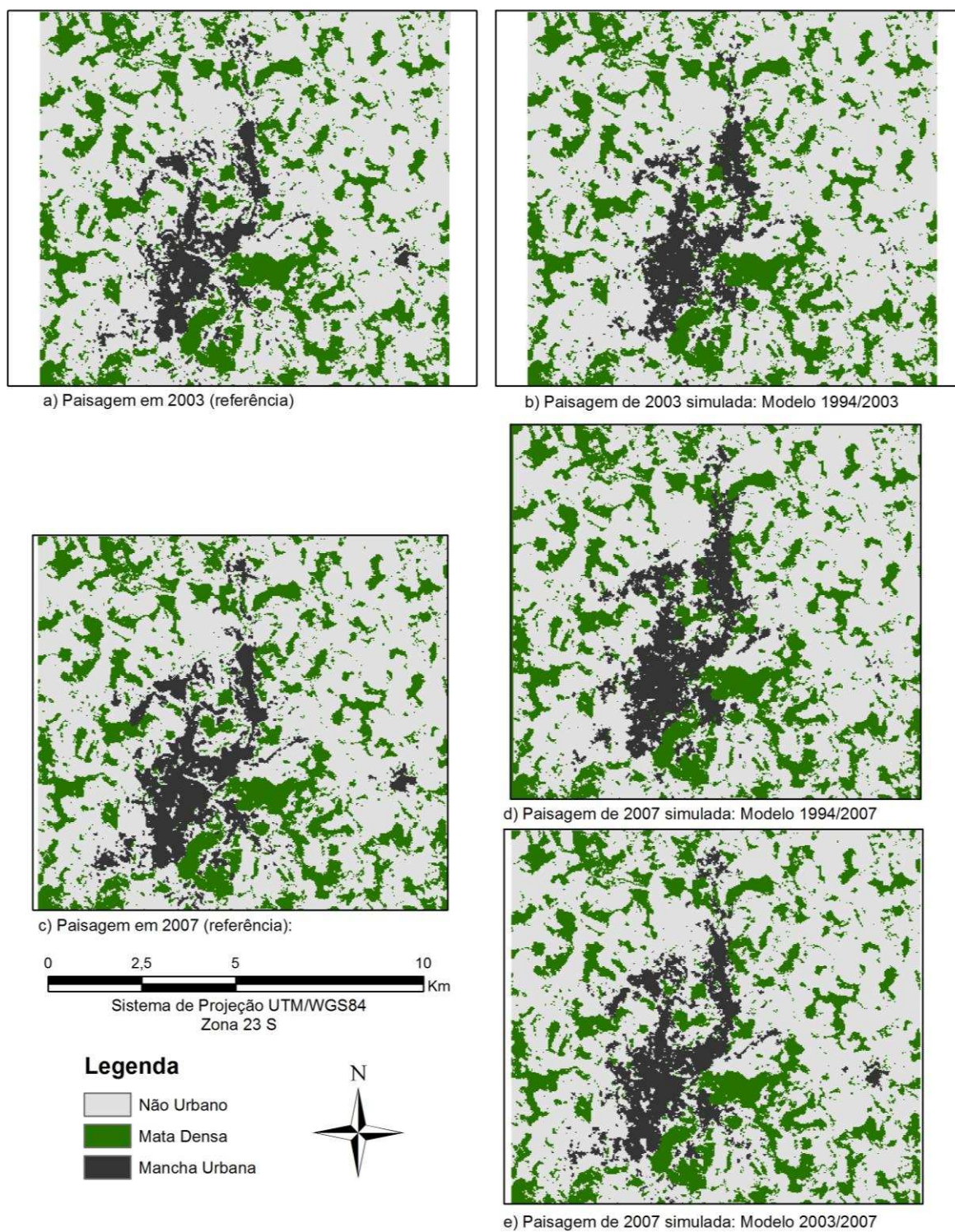


Figura 32 – Comparação visual entre mapas de paisagem simulados e mapas de paisagem de referência nos modelos: I- a) e b); II-c) e d); III-c) e e)

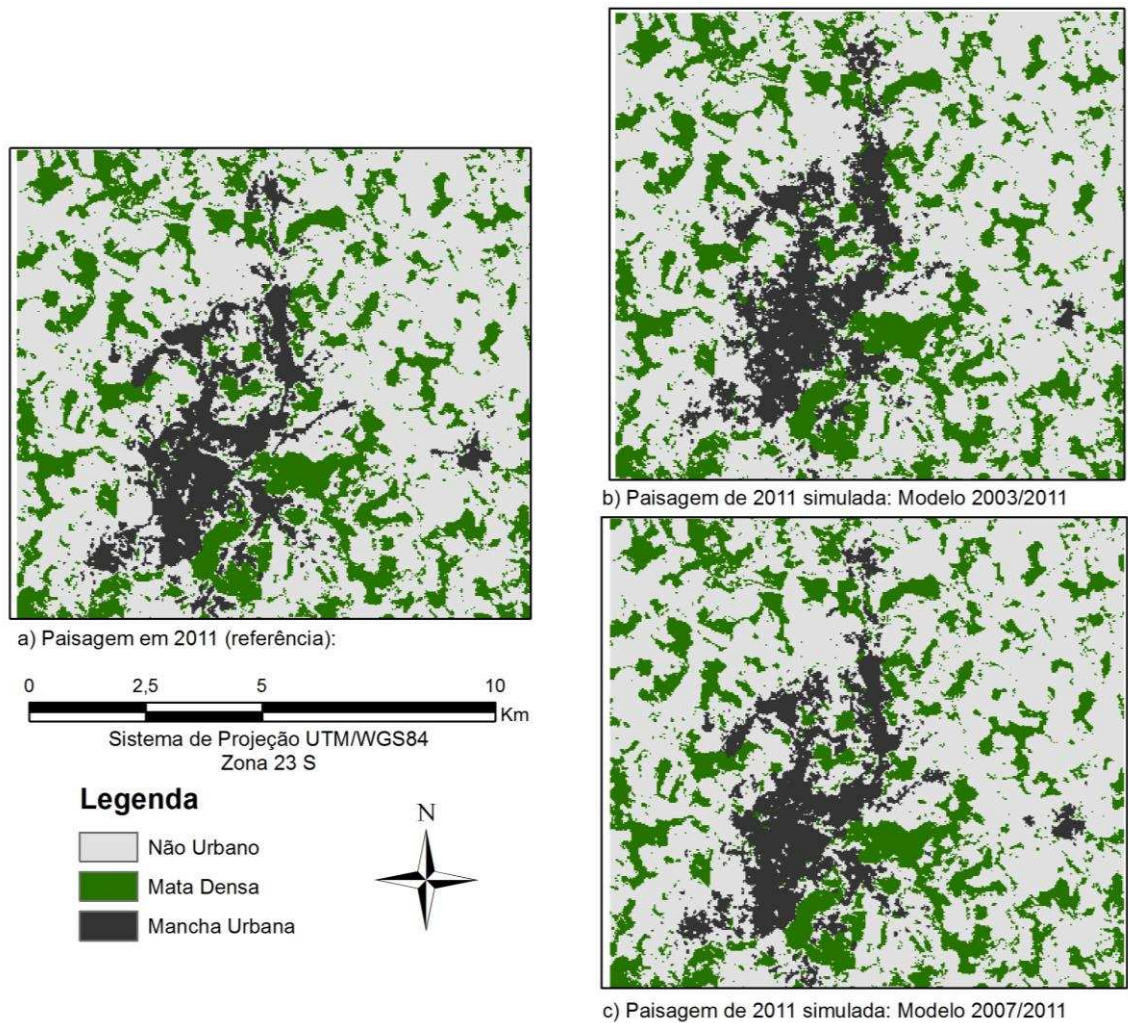


Figura 33 – Comparação visual entre mapas de paisagem simulados e mapas de paisagem de referência nos modelos: IV- a) e b); V- a) e c)

A avaliação quantitativa realizada pelo índice de similaridade *Calc Reciprocal Similarity*, para os modelos de simulação, é apresentada na tabela 6.

Tabela 6 – Resultado do Índice de Similaridade *Calc Reciprocal Similarity* para os modelos de simulações I, II, III, IV e V

	13 anos		9 anos		4 anos		8 anos		4 anos	
	1994 - 2007		1994 - 2003		2003 - 2007		2003 - 2011		2007 - 2011	
	f. exp.	f. const.	f. exp.	f. const.	f. exp.	f. const.	f. exp.	f. const.	f. exp.	f. const.
1ª via	0,66	0,89	0,60	0,84	0,50	0,84	0,61	0,91	0,45	0,86
2ª via	0,70	0,96	0,68	0,98	0,52	0,87	0,65	0,97	0,49	0,88
Média	0,68	0,93	0,64	0,91	0,51	0,86	0,63	0,94	0,47	0,87

Tendo em vista a complexidade do fenômeno analisado, apesar da não coincidência exata das simulações com as imagens de referência, os modelos apresentaram índices de similaridade satisfatórios se comparados com

os trabalhos de Novaes (2011), Trentim e Freitas (2010) e Almeida (2004): acima de 0,45 para análise com decaimento exponencial e acima de 0,84 para análise de decaimento constante em janela 11x11.

Pela Tabela 6, percebe-se que os modelos com menor intervalo (4 anos) apresentaram maior dificuldade de representar o fenômeno, possivelmente pela imprevisibilidade de predição das transições que ocorrem a curto prazo em cenários urbanos.

Os resultados do índice *Multi-Window Similarity of Difference* para os modelos de simulação, em janelas de resolução crescentes de 1x1 a 11x11, são apresentados na Tabela 7 e ilustrados pelos Gráficos de 1 a 5.

Tabela 7 – Resultado do Índice de Similaridade *Multi-Window Similarity of Difference* para os modelos de simulações I, II, III, IV e V, em múltiplas janelas de resolução

Janela	1994 - 2003	1994 - 2007	2003 - 2007	2003 - 2011	2007 - 2011
1x1	0,38	0,45	0,24	0,35	0,19
3x3	0,58	0,64	0,42	0,57	0,33
5x5	0,69	0,75	0,58	0,71	0,49
7x7	0,75	0,81	0,71	0,81	0,65
9x9	0,8	0,85	0,8	0,87	0,77
11x11	0,84	0,89	0,85	0,91	0,86

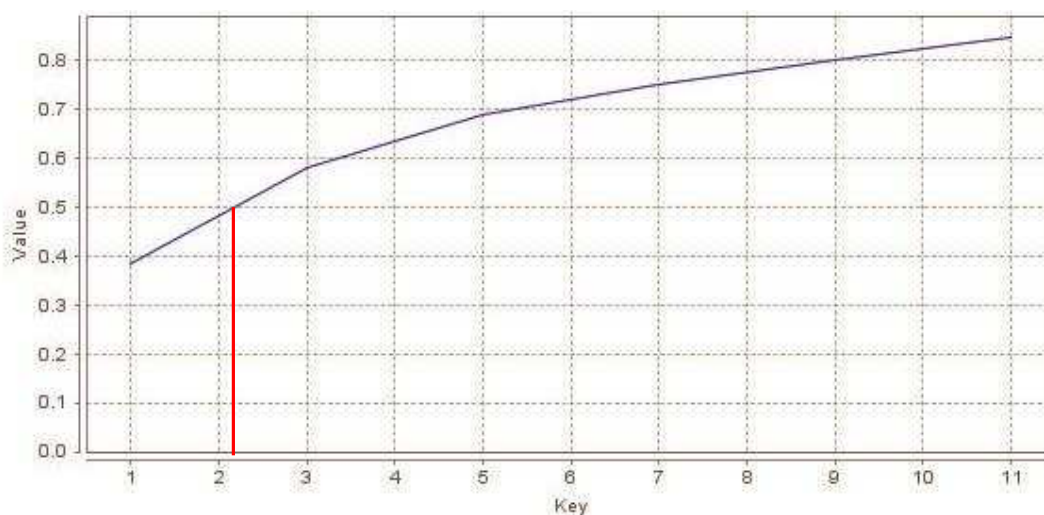


Gráfico 1 - Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo I (1994/2003)

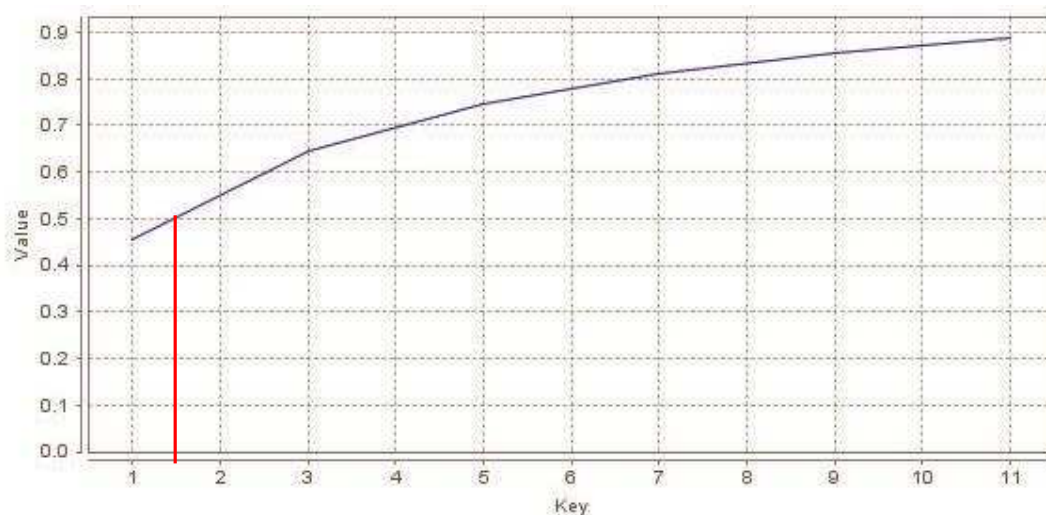


Gráfico 2 - Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo II (1994/2007)

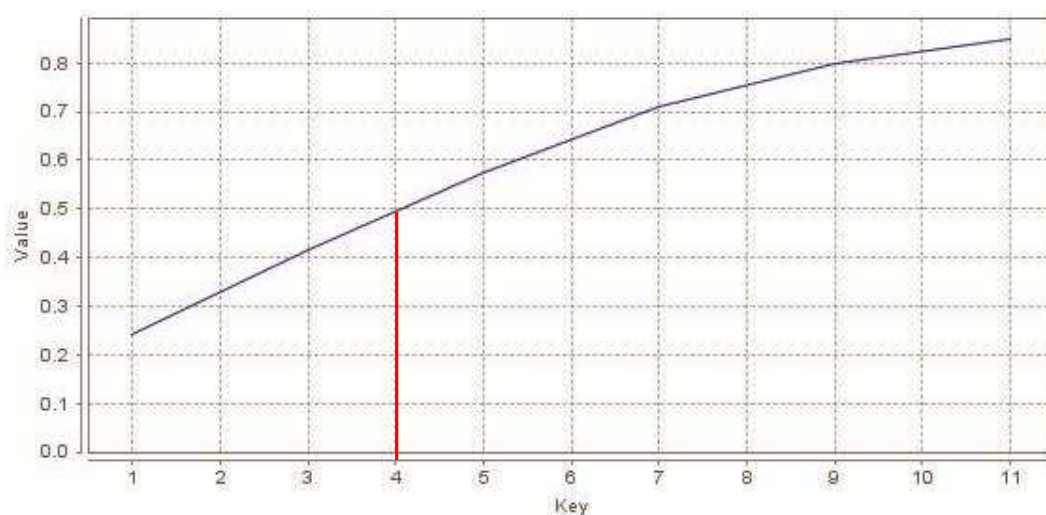


Gráfico 3 – Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo III (2003/2007)

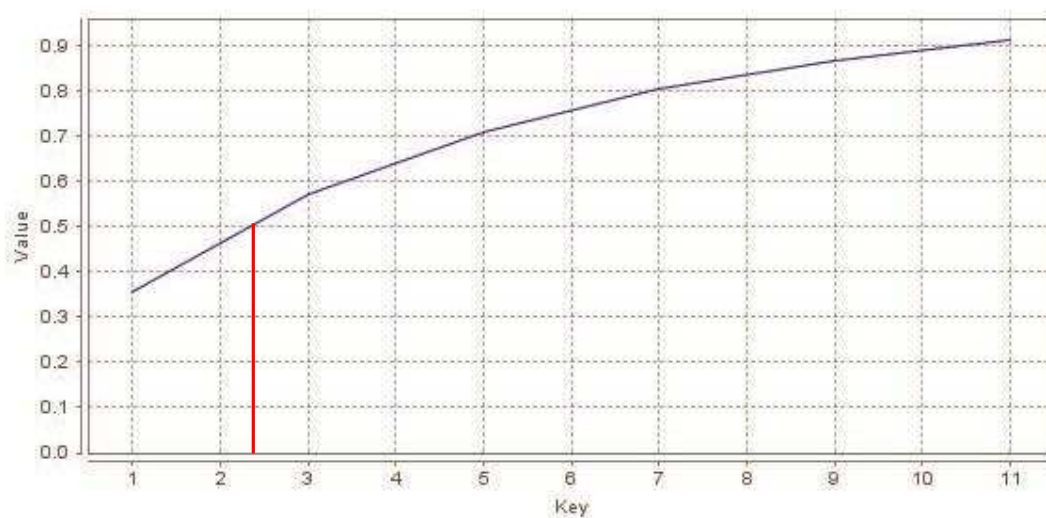


Gráfico 4 – Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo IV (2003/2011)

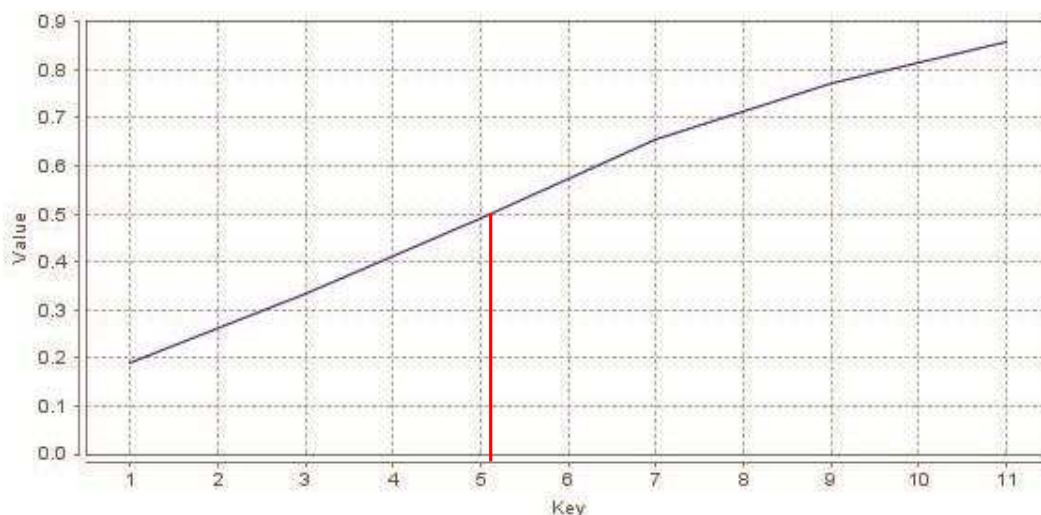


Gráfico 5 – Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo V (2007/2011)

Pela análise gráfica da avaliação em múltiplas resoluções, vê-se que o modelo V (2007/2011) apresenta similaridade superior a 0,5 apenas em resoluções acima de 5 células, ou seja, janelas com 150 metros de lado. Os demais modelos apresentaram o mesmo desempenho em resoluções próximas a 2 células (60 metros), com exceção do modelo III, que requer resolução de 4 células (120 metros) para alcançar similaridades acima de 0,5.

A figura 34 mostra o resultado dos mapas de paisagem projetados para o ano de 2011, ou seja, paisagens resultantes da extrapolação do intervalo no qual o modelo foi calibrado, mantendo-se os mesmos padrões de transição. Neste caso, observa-se que, visualmente, ambos os modelos apresentaram taxas de transição e formas semelhantes à imagem de referência.

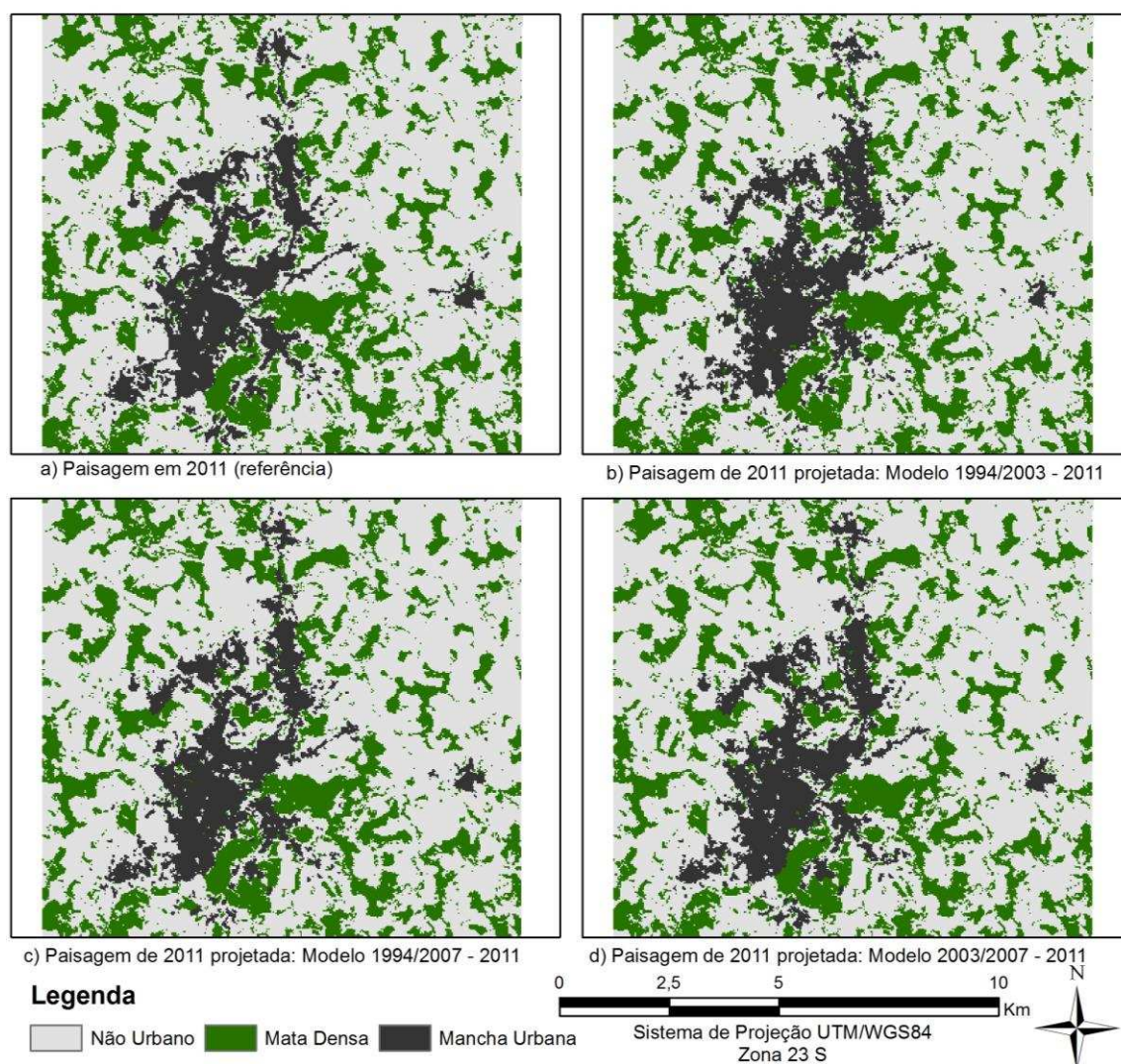


Figura 34 – Comparação visual entre mapas de paisagem projetados do ano de 2011 nos modelos: I (b), II (c) e III (d) com o mapa de paisagem de referência de 2011 (a)

A avaliação quantitativa dos modelos de projeção dada pelo indicador *Calc Reciprocal Similarity* é apresentada na Tabela 8.

Tabela 8 - Resultado do índice de similaridade *Calc Reciprocal Similarity* para os modelos de projeções I, II e III

	1994/2003 - 2011		1994/2007 - 2011		2003/2007 - 2011	
	f. exp.	f. const.	f. exp.	f. const.	f. exp.	f. const.
1ª via	0,54	0,85	0,39	0,76	0,47	0,85
2ª via	0,66	0,96	0,47	0,91	0,48	0,90
Média	0,60	0,91	0,43	0,84	0,48	0,88

Os modelos de projeção também apresentaram similaridade satisfatória, apesar da ocorrência de valores relativamente baixos.

O índice *Multi-Window Similarity of Difference* para os modelos de projeção, em janelas de resolução crescentes de 1x1 a 11x11, fornece os resultados apresentados na Tabela 9 e ilustrados pelos Gráficos 6 a 8.

Tabela 9 – Resultado do índice de similaridade *Multi-Window Similarity of Difference* para os modelos de projeções I, II e III

	1994/2003 - 2011	1994/2007 - 2011	2003/2007 - 2011
1x1	0,30	0,15	0,18
3x3	0,49	0,30	0,37
5x5	0,63	0,43	0,54
7x7	0,73	0,56	0,67
9x9	0,80	0,67	0,78
11x11	0,86	0,76	0,85

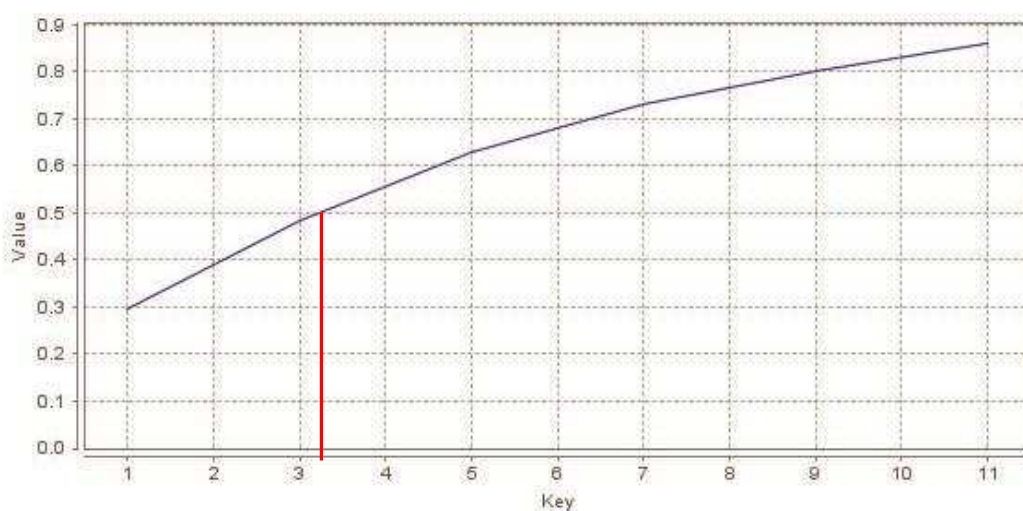


Gráfico 6 – Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo I (1994/2003-2011)

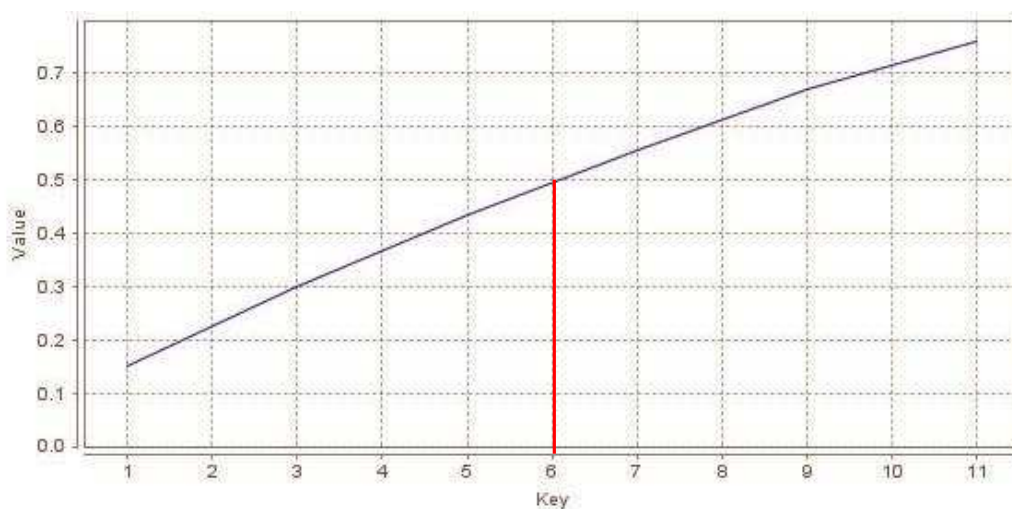


Gráfico 7 – Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo II (1994/2007-2011)

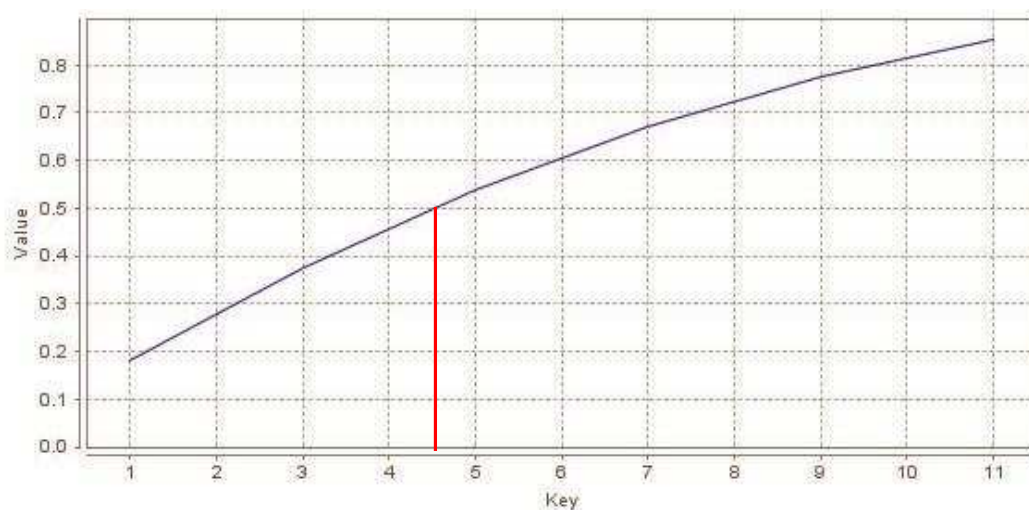


Gráfico 8 – Similaridade em múltiplas resoluções para o modelo III (2003/2007-2011)

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O desafio do crescimento urbano em conciliar o desenvolvimento econômico com o bem estar social, de forma a propiciar condições dignas de sobrevivência, de forma sustentável, com segurança e qualidade de vida para a população, é tema de estudo de diversas áreas do conhecimento, em especial de urbanistas, geógrafos, sociólogos, economistas, juristas, engenheiros, entre outros. Neste intuito, destacam-se os avanços nas legislações urbanísticas brasileiras, que se consolidaram no Estatuto da Cidade (Lei nº 10.257/2001). Porém, como ressaltado por Maricato (2011), para que as diretrizes preconizadas pelo Estatuto da Cidade tenham efetividade e para que os gestores públicos tenham embasamento técnico nas tomadas de decisões referentes ao espaço urbano, requer-se avanços no setor de infraestrutura de geoinformação, com maior disponibilidade de dados geográficos, com qualidade e acessibilidade a toda a comunidade interessada.

O município de Viçosa-MG, assim como vários outros municípios brasileiros de médio porte, experimentou ao longo da segunda metade do século XX um considerável fenômeno de expansão urbana que ainda repercute no padrão de crescimento atual. Em números absolutos, a população urbana de Viçosa passou de 6.424 habitantes em 1950 (RIBEIRO, 1997) para 67.305 em 2010 (IBGE, 2013). Este crescimento não foi amparado por políticas públicas devido à carência do aparato burocrático do poder público, que também não estava preparado para a disponibilização de serviços de infraestrutura e de equipamentos urbanos, e que, somado a interesses particulares, resultou em um cenário urbano desordenado.

A modelagem da dinâmica da mancha urbana de Viçosa, realizada com os recursos do *software* Dinamica EGO, baseado em autômatos celulares, espacializou as transformações ocorridas ao longo dos períodos analisados de forma semelhante aos padrões que de fato ocorreram e indicaram a capacidade de extrapolação dos modelos no tempo com a finalidade de se conhecer projeções futuras das possíveis transições.

Para tanto, o levantamento das informações espaciais demandadas pelo modelo mapas de paisagens iniciais e finais foi realizado com base em uma

metodologia viável e replicável: modelos lineares de mistura espectral para distinção entre “mancha urbana” e “não-urbana” e o NDVI para detecção das áreas com vegetação de mata densa. Esta metodologia, aplicada nas imagens disponíveis no acervo histórico do sensor TM/Landsat, supriu, de forma alternativa, a carência de dados espaciais históricos referentes a mapeamentos de uso e cobertura do município, essenciais no processo de modelagem espacial.

Contudo, por tratarem de imagens com resolução espacial média (30 metros), a escala de trabalho permitida pelo uso de imagens TM/Landsat 5 é limitada a nível regional, fato que impede análises mais detalhadas, como o crescimento de cada bairro do município ou inferências de ocupações em Áreas de Preservação Permanente (APP). Para contornar esta limitação, recomenda-se o uso de informações espaciais em escalas maiores de 1:50.000, obtidas através de imagens digitais orbitais de alta resolução espacial, por exemplo.

A generalização das classes adotada no processo de classificação das imagens TM/Landsat 5, abstraindo-a em apenas três classes de forma a simplificar a realidade, facilitou a interpretação do resultado e reduziu a margem de confusão entre as classes. Porém, para uma análise mais detalhada do ambiente urbano, recomenda-se o uso de mapas de paisagem com mais classes temáticas, que permitirão inclusive análises intraurbanas.

Em relação aos dados referentes aos fatores que influenciaram o fenômeno, na condição de variáveis estáticas do modelo, destaca-se a base de dados disponibilizada gratuitamente pelo Projeto Viçosa Digital, que facilitou de forma significativa o desenvolvimento da metodologia. Tal experiência reforça a importância da disponibilidade de bases de dados espaciais acessíveis e de qualidade, de forma a subsidiar novos estudos e projetos que dependam deste tipo de informação, a fim de evoluir cada vez mais as análises espaciais, por não depender da repetitividade na geração dos mesmos.

Outra recomendação para estudos futuros consiste na inclusão de dados socioeconômicos que podem estar associados ao fenômeno de transição de uso do solo, como contagem populacional e renda per capita, na forma de variáveis dinâmicas. Uma possibilidade de utilização deste tipo de informação pode ser baseada na espacialização de dados levantados no âmbito do censo

demográfico do IBGE, e que, na forma de mapas, poderiam ser incluídos no modelo juntamente com as demais variáveis.

Uma recomendação recorrente na literatura em relação aos SIGs tradicionais refere-se à potencialidade de, assim como tem buscado o Dinamica EGO e a exemplo do *software* IDRISI, inserir a modelagem baseada nos autômatos celulares, de forma a alcançar em um mesmo ambiente, a preparação dos dados espaciais de entrada (variáveis estáticas, variáveis dinâmicas, mapas de paisagem iniciais e finais, etc...), a modelagem dinâmica espacial e a geração de mapas com os dados resultantes na forma de informações.

O ambiente de modelagem implementado no Dinamica EGO, que também traz em suas versões mais recentes ferramentas básicas de SIGs, apresenta-se como inovador e com potencial em relação aos SIGs tradicionais por sua capacidade de simular processos dinâmicos e dependentes do tempo. Assim, conclui-se que tais recursos podem ser uma rica fonte de informações no tocante a mudanças de uso do solo, de forma complementar às análises estáticas, com simulações dinâmicas que forneçam de forma preditiva as futuras transformações espaciais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, C. M. **Modelagem da Dinâmica Espacial como uma ferramenta auxiliar ao planejamento: simulação de mudanças de uso da terra em áreas urbanas para as cidades de Bauru e Piracicaba (SP), Brasil.** 2004. 323 p. (INPE-10567-TDI/942/A). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/geu/Teses%20de%20Doutorado/Tese_Claudia_Almeida.pdf>. Acesso em: 16 fev. de 2012.

ALMEIDA, C. M.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. M. **Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual.** São Paulo: Oficina de textos, 2007. 368 p.

ALMEIDA, C. M.; GLERIANI, J. M. Redes neurais e autômatos celulares como uma plataforma para a simulação de mudanças do uso do solo urbano. In: ALMEIDA, C. M.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. M. **Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual.** São Paulo: Oficina de textos, 2007. cap. 14, p. 305-327.

BACA, J. F. M.; NETTO, A. L. C.; MENEZES, P. M. L. Modelagem da Dinâmica da Paisagem com Processos de Markov. In: MEIRELLES, M. S. P.; CAMARA, G.; ALMEIRA, C. M. **Geomática Modelos e Aplicações Ambientais.** Brasília: Embrapa, 2007. Cap. 10, p. 497-528.

BATTY, M. **Urban modelling: algorithms, calibrations, predictions.** Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1976. 381 p.

BATTY, M; STEADMAN, P.; XIE, Y. **Visualization in spatial modeling.** London: Casa, 2004. Disponível em: <http://www.casa.ucl.ac.uk/working_papers/papers/paper79.pdf>. Acesso em: 30 ago 2012.

BONHAM-CARTER, G. G. **Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS.** Ontario: Pergamon, 1994. 398 p.

BURROUGH, P. Dynamic Modelling and Geocomputation. In: Batty M and McDonell R (Eds.). **Geocomputation: Primer A.** Longley P, London: John Wiley & Sons, 1998.

CÂMARA, G; DAVIS, C; CASANOVA, M. A.; QUEIROZ, G. R. D. (Eds). **Banco de Dados geográficos.** Curitiba: Editora MundoGEO, 2005.

CANDIDO, M. Z.; CALIJURI, M. L.; NETO, R. F.. **Modelagem do uso, ocupação e desenvolvimento de uma região com a ferramenta land change modeler (LCM) e imagens orbitais.** In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA, 24., 2010, Aracajú. Anais... Disponível em: <

<http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:http://www.npa.net.br/useruploads/files/15-ct05-1-vf.pdf>>. Acesso em: 27 fev. 2012.

CHRISMAN, N. **Exploring Geographic Information Systems**. New York: John Wiley & Sons, 1997.

CORREA, J. D.; CRUZ, C. B. M.; MENEZES, P. M. L.; MARINI, S. S.; BARROS, R. S. **Contribuição das imagens CBERS na Atualização do Mapeamento Sistemático Brasileiro na escala 1:100.000**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 12., 2005, Goiânia. Anais eletrônicos... São José dos Campos: INPE, 2005. Disponível em: <<http://marTE.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.16.00.48/doc/873.pdf>>. Acesso em: 28 fev. 2011.

CORWELL, R. N. Manual of Remote Sensing, 2nd. Ed., Falls Church: ASP&RS, 1983. 2440 p.

FONSECA, L. M. G.. **Processamento digital de imagens**. Notas de aula. Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto e Computação Aplicada. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, 2000.

GODARD, O.; LEGAY, J. Modelização e simulação: um enfoque da preditividade. In: VIEIRA, P. F.; WEBER, J. (Ed.). **Gestão de recursos naturais e desenvolvimento: novos desafios para a pesquisa ambiental**. São Paulo: Cortez, 2000.

GODOY, M. M. G. **Modelagem da dinâmica de ocupação do solo no bairro Savassi, Belo Horizonte, Brasil**. Belo Horizonte. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Departamento de Geografia da Universidade Federal de Minas Gerais, 2004. 99 p.

GODOY, M. M. G.; SOARES FILHO, B. S. Modelagem da dinâmica de ocupação do solo no bairro Savassi, Belo Horizonte, Brasil. In: ALMEIDA, C. M; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. M. **Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual**. São Paulo: Oficina de textos, 2007. cap. 13, p. 286-304.

HAGEN, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 17, p. 235-249, 2003.

HAYKIN, Z.; LIBERMAN, A. S. **Redes Neurais: princípios e práticas**. Porto Alegre: Bookman, 1999. 900 p.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Introdução ao processamento digital de imagens. Manuais técnicos em geociências – número 9. Rio de Janeiro: IBGE, 2001.

_____. Cidades. 2013. Disponível em: <<http://cidades.ibge.gov.br/painel/painel.php?lang=&codmun=317130&search=>

[minas-gerais|vicosa|infograficos:-dados-gerais-do-municipio](#)> Acesso em: 27 de dez. de 2013.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Dados de Satélites. Catálogo de Imagens LANDSAT. Disponível em <<http://www.inpe.br/>>. Acesso em: 16 de fev. de 2012.

_____. Manual do Spring: Noções de Geoprocessamento. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1997.

INPE lança ferramenta para gerar modelos de mudança de uso e cobertura da Terra. **Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**. São José dos Campos, 17 nov. 2011. Disponível em <http://www.inpe.br/noticias/noticia.php?Cod_Noticia=2765>. Acesso em 27 fev. 2012.

JENSEN, J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres**. Tradução português 2 Ed. Parentese Editora. São José dos Campos SP, 2009. 598p.

Landsat 5 Sets Guinness World Record For 'Longest Operating Earth Observation Satellite'. **National Aeronautics and Space Administration**. Washington, 10 fev. 2013. Disponível em: <http://www.nasa.gov/mission_pages/landsat/news/landsat5-guinness.html>. Acesso em 30 nov. 2013.

LIU, W. T. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: Ed. UNIDERP, 2006. 908 p.

LU, D.; WENG, Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, p. 823-870, 2007.

MARICATO, E. Brasil, cidades: alternativas para a crise urbana. 5. Ed. Petrópolis, RJ: Vozes, 2011. 204 p.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. de. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: UNB, 2012. 276 p. Disponível em: <http://aneam.org.br/attachments/article/846/Livro_Sensoriamento_Remoto_Un_B_CNPq_2012.pdf>. Acesso em: 06 de jul. de 2012.

MIRANDA, J. I. **Fundamentos de Sistemas de Informações Geográficas**. 2. ed. rev. atual. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2010. 425 p.

MOREIRA, M.A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4.ed. Viçosa: UFV, 2011. 422 p.

NOVAES, M. R.; ALMEIDA, C. M.; RUDORFF, B. T. **Cenários prognósticos baseados em modelagem dinâmica espacial para o manejo da colheita da cana-de-açúcar no estado de São Paulo**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. (SBSR), 2011, Curitiba. Anais... São José dos

Campos: INPE, 2011. p. 407-4014. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p1363.pdf>>. Acesso em: 20 dez. 2013.

NOVAES, M. R.; RUDORFF, B. T.; ALMEIDA, C. M. **Validação de modelos estacionário e prescritivo do manejo da cana-de-açúcar para o ano-safra 2010 nas regiões de Jaú e Ribeirão Preto, São Paulo**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu. Anais... São José dos Campos: INPE, 2013. p. 474-481. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/files/p0210.pdf>>. Acesso em: 04 out. 2013.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 4. Ed. São Paulo: Edgard Blücher Ltda., 2010. 388 p.

PEDROSA, B. M.; CÂMARA, G. Modelagem dinâmica: conceitos básicos e exemplos de sistemas. In: CÂMARA, G.; VIEIRA, A. M. **Tutorial de Introdução à Modelagem Dinâmica**. São José dos Campos: INPE, 2003. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/cursos/tutoriais/modelagem/>>. Acesso em: 27 fev. 2012.

REFOSCO, J. C. Modelos Dinâmicos Espaciais e sua Utilização na Análise de Mudanças do Uso do Solo Urbano. In: ALMEIDA, C. M; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. M. **Geoinformação em urbanismo: cidade real x cidade virtual**. São Paulo: Oficina de textos, 2007. cap. 15, p. 328-366.

RIBEIRO FILHO, G. B. **A formação do espaço construído: cidade e legislação urbanística em Viçosa-MG**. Rio de Janeiro. 254p. Dissertação (Mestrado em Urbanismo) –Faculdade de Arquitetura e Urbanismo da Urbanismo da Universidade Federal do Rio de Janeiro, 1997.

RODRIGUES, H. O.; SOARES-FILHO, B. S.; COSTA, W. L S. **Dinamica EGO, uma plataforma para modelagem de sistemas ambientais**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. (SBSR), 2007, Florianópolis. Anais... São José dos Campos: INPE, 2007. p. 3089-3096. CD-ROM, On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/rep/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.06.17.59?languaobutton=pt-BR>>. Acesso em: 17 fev. 2012.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A; DEERING, D.W. **Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS**. 1973. In 3rd ERTS Symposium, NASA SP-351 I, pp. 309–317.

SAAE - Serviço Autônomo de Água e Esgoto de Viçosa. Projeto Viçosa Digital – Socioeconomia. Viçosa, 2009.

SHIMABUKURO, Y. E.; SMITH, J. A. The least-squares mixing models to generate fraction images derives from Remote Sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 29, n. 1, p. 16-20, 1991.

SMITH, P.; SMITH, J. **Environmental modeling. An introduction**. New York: Oxford University Press Inc., 2007. 180p.

SOARES FILHO, B. S. **Modelagem da dinâmica de paisagem de uma região defronteira de colonização amazônica**. São Paulo. 299p. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (EPUSP), 1998.

SOARES FILHO, B. S. et al.. **Dinamica project**. 2006. Disponível em <www.csr.ufmg.br/dinamica>. Acesso em 16 de fev. de 2012.

SOARES FILHO, B. S.; RODRIGUES, H. O.; COSTA, W. L. **Modelagem de Dinâmica Ambiental com Dinamica EGO**. Guia prático do Dinâmica EGO. Belo Horizonte: CSR-UFMG. 2009. 116 p.

SOARES FILHO, B. S.; FILHO, L. C.; CERQUEIRA, G. C.; ARAÚJO, W. L.. **Simulating the spatial patterns of change through the use of the dinamica model**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. (SBSR), 2003, Belo Horizonte. Anais... São José dos Campos: INPE, 2003. p.721-228. Disponível em: <http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2002/11.16.12.49/doc/06_257.pdf>. Acesso em: 17fev. 2012.

SOARES, V. P. **Curso de Sensoriamento Remoto**. Notas de aula. Disciplina Sensoriamento Remoto. Departamento de Engenharia Florestal. Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2011. 189 p.

TRENTIN, G. **A expansão urbano-industrial do município de Americana – SP: geotecnologias aplicadas à análise temporal e simulação de cenários**. Rio Claro. 239p. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Instituto de Geociências e Ciências Exatas da Universidade Estadual Paulista, 2008.

TRENTIN, G.; FREITAS, M. I. C. Modelagem da dinâmica espacial urbana: modelo de autômato celular na simulação de cenários para o município de Americana-SP. **Revista Brasileira de Cartografia**, Nº 62, p. 291-305, 2010.

VALENTIN, E. F. D. **Modelagem Dinâmica de Perdas de Solo: o Caso do Alto Curso da Bacia Hidrográfica do Rio Descoberto – DF/GO**. Brasília. Tese (Doutorado em Geologia) – Instituto de Geociências da Universidade de Brasília, 2008. 199 p.

VALVERDE, Orlando. Estudo regional da Zona da Mata de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Geografia**, São Paulo, v. 20, n. 1, p. 3-83, 1958.

APÊNDICE

APÊNDICE A

RESPOSTA ESPECTRAL DOS COMPONENTES DO MLME

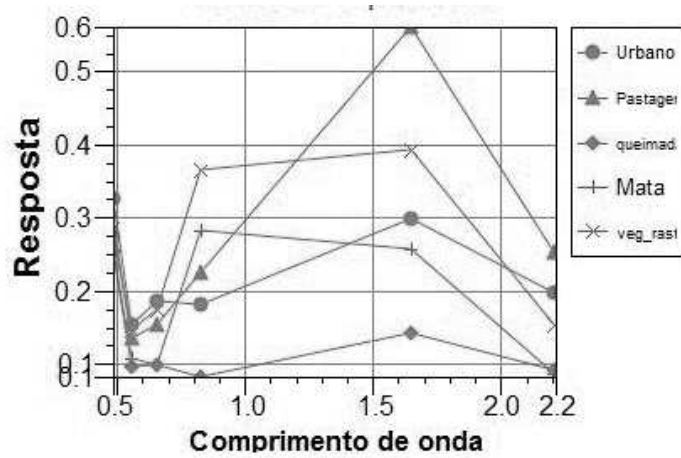


Gráfico A – Resposta espectral dos componentes do MLME de 1994.

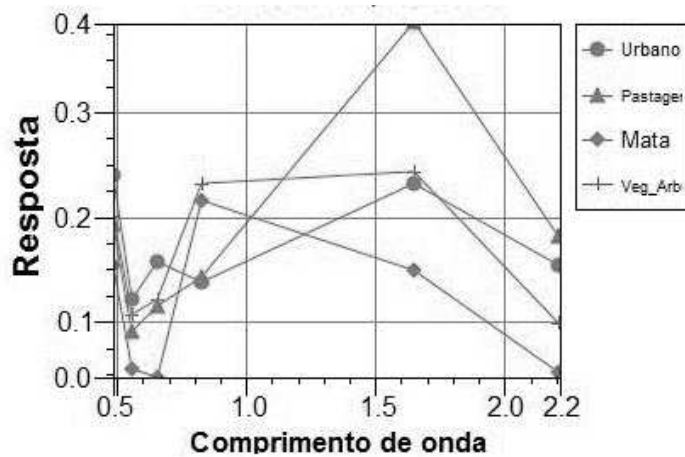


Gráfico B - Resposta espectral dos componentes do MLME de 2003.

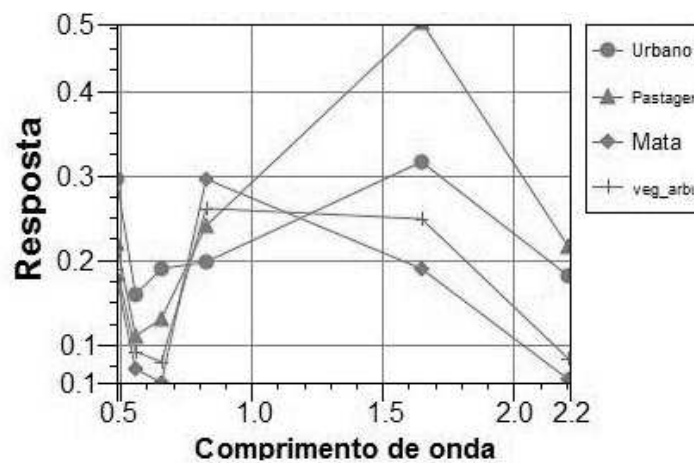


Gráfico C - Resposta espectral dos componentes do MLME de 2007.

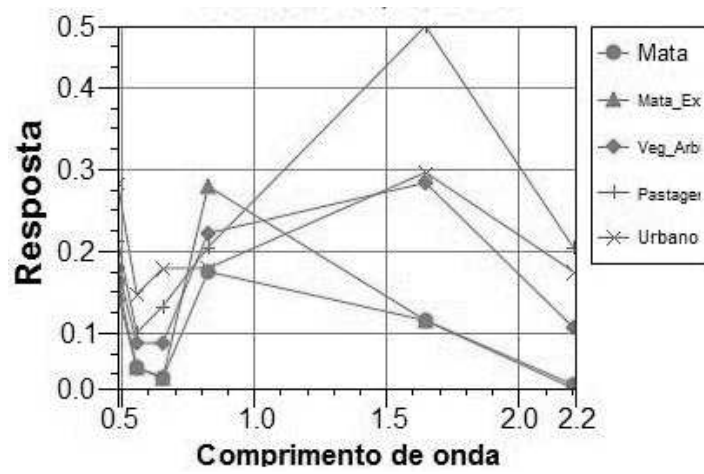


Gráfico D - Resposta espectral dos componentes do MLME de 2011.

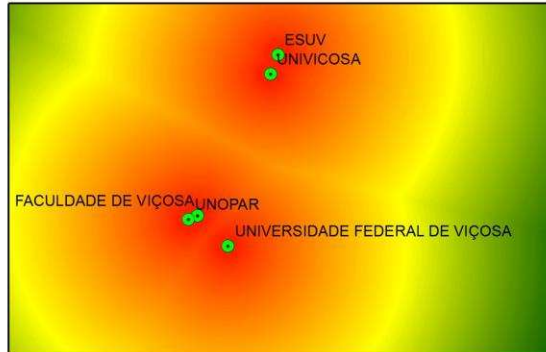
APÊNDICE B

ALGORITMO DE LINEARIZAÇÃO EM LEGAL

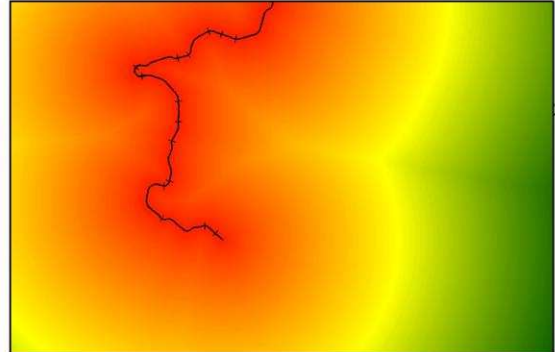
```
{  
  Imagem grad, limiar ("Imagens_TM_2007");  
  grad = Recupere (Nome = "Mix-modelo3_2007-Urbano");  
  limiar = Novo (Nome = "limiar_2", ResX = 30, ResY = 30);  
  limiar = (grad<80 ? 0 : 250);  
}
```

APÊNDICE C

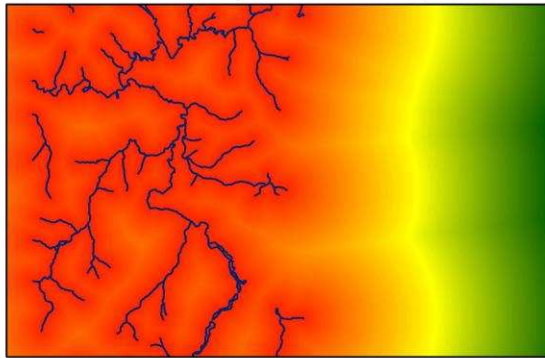
VARIÁVEIS ESTÁTICAS UTILIZADAS NO MODELO DE TRANSIÇÃO DE USO DO SOLO



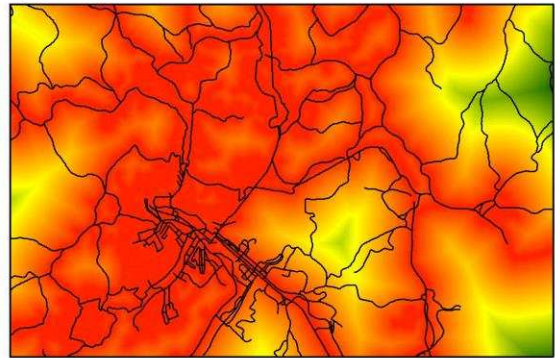
a) Distância de Instituições de Ensino Superior



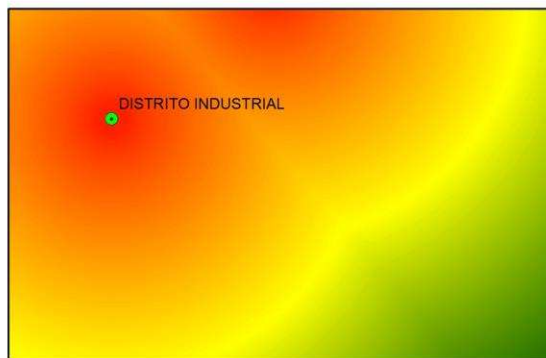
b) Distância da Linha Férrea



c) Distância da hidrografia



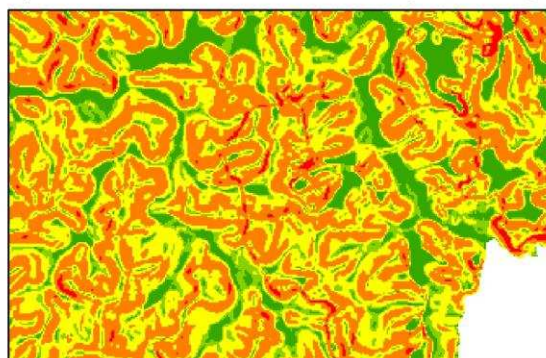
d) Distância de Logradouros



e) Distância do Distrito Industrial e Parque Tecnológico



f) Distância de Áreas Institucionais



g) Faixas de Declividade

Legenda:

● Pontos

— vias

— hidrografia

—+— Linha_Ferrea

Faixas de Declividade (%)

Plano (0-3)

Suave Ondulado (3-8)

Ondulado (8-20)

Forte Ondulado (20-45)

Montanhoso (>45)



Distância (m)
0
máx.

0 1,5 3 6 Km

APÊNDICE D

ÍNDICES DE CORRELAÇÃO CRAMMER E DA INCERTEZA DA INFORMAÇÃO CONJUNTA INICIAL

Firt Variable	Second Variable	Crammer			Entropy	
		Chi²	Crammer	Contingency	Joint Entropy	Joint Information Uncertainty
d_hidro	d_instpub	142.474.042.298.136	0,24	0,73	377.484.921.514.274	0,28
d_hidro	d_linhafer	150.819.828.673.224	0,25	0,74	415.634.829.186.742	0,22
d_indust	d_linhafer	138.674.890.897.783	0,18	0,72	428.966.707.266.133	0,21
d_instpub	d_transp	107.454.305.784.888	0,16	0,68	432.482.956.375.849	0,17
d_ensino	distance_to_1	863.076.844.631.724	0,21	0,64	37.496.198.068.123	0,17
d_instpub	d_linhafer	120.060.460.747.176	0,17	0,70	489.551.117.617.449	0,16
d_instpub	distance_to_1	85.744.493.132.139	0,20	0,63	398.185.917.821.902	0,16
d_vias	distance_to_1	50.233.698.468.642	0,21	0,55	350.829.071.679.947	0,12
d_ensino	d_linhafer	670.255.496.406.732	0,17	0,59	481.108.247.456.161	0,11
d_hidro	d_indust	496.149.658.315.302	0,14	0,53	366.150.442.352.883	0,11
d_hidro	distance_to_1	427.201.028.423.113	0,15	0,51	34.571.738.958.048	0,11
d_ensino	d_instpub	666.284.074.097.169	0,17	0,59	455.793.256.502.985	0,11
d_linhafer	distance_to_1	560.940.264.279.731	0,17	0,55	437.145.929.829.239	0,10
d_ensino	d_hidro	393.342.697.795.859	0,13	0,49	397.986.861.433.632	0,08
d_ensino	d_vias	39.655.249.641.643	0,18	0,50	411.224.765.108.971	0,08
d_indust	d_instpub	393.115.249.397.054	0,09	0,49	434.643.093.837.588	0,08
d_ensino	d_indust	398.051.767.388.359	0,13	0,49	412.620.024.120.036	0,08
d_linhafer	d_transp	495.944.519.028.357	0,11	0,53	482.477.902.978.732	0,08
d_instpub	d_vias	408.996.306.477.412	0,19	0,51	435.746.990.305.847	0,08
d_transp	distance_to_1	372.145.895.082.075	0,13	0,48	387.178.921.659.312	0,07

d_indust	distance_to_1	29.968.891.507.943	0,12	0,44	368.160.930.927.324	0,07
d_hidro	d_transp	314.649.719.252.743	0,11	0,45	394.274.676.765.132	0,07
d_linhafer	d_vias	343.172.143.316.677	0,17	0,48	467.077.597.623.604	0,06
d_ensino	d_transp	366.095.889.029.437	0,12	0,47	436.402.772.543.809	0,06
d_indust	d_transp	272.406.855.316.065	0,08	0,42	408.581.512.438.515	0,06
d_hidro	d_vias	254.858.605.749.811	0,15	0,43	381.596.477.126.902	0,06
d_indust	d_vias	121.991.160.523.539	0,10	0,31	401.027.893.522.987	0,03
Decliv	d_hidro	570.470.757.475.327	0,11	0,21	307.402.812.507.628	0,02
Decliv	d_vias	343.920.049.443.452	0,09	0,17	331.453.053.034.614	0,01
Decliv	d_instpub	264.627.767.292.675	0,07	0,15	381.267.152.636.112	0,01
Decliv	d_transp	244.540.461.617.258	0,07	0,14	34.931.666.850.936	0,01
Decliv	d_linhafer	275.704.438.161.973	0,08	0,15	403.960.690.370.986	0,01
Decliv	d_indust	168.719.548.559.346	0,06	0,12	325.231.852.886.398	0,00
Decliv	distance_to_1	143.915.266.441.735	0,05	0,11	314.059.835.435.469	0,00
Decliv	d_ensino	103.829.626.115.797	0,05	0,09	361.414.299.445.157	0,00
