

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
CÂMPUS LONDRINA
CURSO DE ENGENHARIA AMBIENTAL

SARAH SASAKI JURKEVICZ

MODELAGEM DE MUDANÇA DE COBERTURA E USO DO SOLO NO
MUNICÍPIO DE LONDRINA

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

LONDRINA

2015

SARAH SASAKI JURKEVICZ

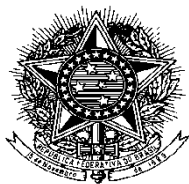
**MODELAGEM DE MUDANÇA DE COBERTURA E USO DO SOLO NO
MUNICÍPIO DE LONDRINA**

Monografia apresentada como Trabalho de Conclusão de Curso, do Curso Superior de Engenharia Ambiental da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Câmpus Londrina.

Orientadora: Prof. Dra. Ligia Flávia Antunes Batista

LONDRINA

2015



Ministério da Educação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Londrina
Coordenação de Engenharia Ambiental



TERMO DE APROVAÇÃO

Título da Monografia

Modelagem de mudança de cobertura e uso do solo no município de
Londrina

por

Sarah Sasaki Jurkevicz

Monografia apresentada no dia 20 de novembro de 2015 ao Curso Superior de Engenharia Ambiental da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Câmpus Londrina. O candidato foi arguido pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho aprovado.

Profa. Dra. Adriana Castreghini de Freitas Pereira
(UEL – Departamento de Geografia)

Prof. Dr. Maurício Moreira dos Santos
(UTFPR)

Profa. Dra. Ligia Flávia Antunes Batista
(UTFPR)
Orientador

Profa. Dra. Ligia Flávia Antunes Batista
Responsável pelo TCC do Curso de Eng. Ambiental

A Folha de Aprovação assinada encontra-se na Coordenação do Curso

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelo dom da vida, por cuidar de cada detalhe, que tornou este trabalho possível.

A minha família pelo amor e segurança, por sempre me apoiar em cada decisão e incentivar a ultrapassar os obstáculos da vida.

A minha estimada orientadora e professora Dra. Ligia Flávia Antunes Batista, por estar sempre perto me auxiliando e compartilhando seus conhecimentos. Sou muito grata por cada reunião de orientação, que foram sempre motivadoras para dar seguimento e concluir o presente trabalho.

A banca examinadora pela atenção e contribuições dadas no pré-projeto e no trabalho final que contribuíram grandemente para o enriquecimento do mesmo.

A todos os meus professores da graduação que com dedicação compartilharam seus conhecimentos, agregando os conhecimentos necessários para a realização deste trabalho.

A todos os meus amigos que diretamente ou indiretamente contribuíram para execução deste trabalho.

RESUMO

As geotecnologias têm se tornado uma importante ferramenta para entender as dinâmicas ambientais e simular tendências de cenários futuros. A análise de projeções do uso e cobertura do solo possibilita ao gestor verificar se as ações atuais são sustentáveis ou precisam ser alteradas para impedir problemas futuros, como auxílio a tomada de decisões. O objetivo deste estudo foi modelar a dinâmica de uso e cobertura do solo por meio do modelo probabilístico Pesos de Evidência, aplicado a imagens de Sensoriamento Remoto, para a região norte do município de Londrina, entre o período de 2005 e 2010. Foi feita ainda a simulação de um cenário de cobertura do solo para os anos de 2015 e 2020, a partir das taxas de mudança obtidas no processo da modelagem. A simulação para o ano de 2015 foi realizada para validar os resultados, comparando-os com uma imagem atual, e então aplicá-los ao ano de 2020. Foram utilizadas as imagens do satélite *Landsat 5*, sensor TM, dos anos de 2005 e 2010 e do satélite *Landsat 8*, sensor OLI, para o ano de 2015, bem como as ferramentas de *software Spring* e Dinâmica-EGO. A modelagem aplicada requer como dados de entrada mapas temáticos de uso e cobertura do solo, os quais foram gerados a partir de classificação das imagens. As classes de uso e cobertura do solo determinadas neste trabalho foram: cultura agrícola, área urbana, vegetação e água. O método de Pesos de Evidência fundamenta-se na abordagem de Bayes e tem como premissa determinar o grau de influência de um conjunto fatores para modelar mudanças na paisagem. Com este método, pode-se avaliar quantitativamente, o quão favorável ou desfavorável cada variável é, a uma certa mudança de uso e cobertura do solo. Foram avaliados os seguintes fatores: distância a hidrografia, distância a estradas, distância à classe urbana, altimetria. A simulação apresentou um bom grau de concordância com a imagem real, de 2015, pois a similaridade observada foi de 68%. Em face disso, foi feita a simulação do cenário futuro de 2020, para observar como as mudanças de uso e cobertura do solo afetariam a região de estudo. A paisagem prognóstica de 2020 mostra a tendência da classe urbana crescer 7% em torno da área periférica da cidade, a classe vegetação expandir 5% na região sul da paisagem, e a classe agrícola diminuir em 12%.

Palavras-chave: Modelagem ambiental. Dinâmica-EGO. Cenário prognóstico.

ABSTRACT

Geotechnologies have become an important tool to understand the environmental dynamics and to simulate tendencies from future scenarios. The analysis of projections and of usage and coverage of the soil allows the manager to verify if the current actions are sustainable or need to be altered to prevent future problems, like the decision making assistance. The objective of this study was to model the dynamics of soil usage and coverage through the probabilistic model "Pesos de Evidência", applied to the remote sensing images, for the north region of Londrina city, between the period of 2005 and 2010. A simulation for the soil coverage scenery for the period between 2015 and 2020 was done, from the change rates obtained in the modeling process. The simulation for the year of 2015 was done to validate the results, comparing them with a current image, and apply then to the 2020 ones. Landsat 5 satellite, sensor TM, images from 2005 and 2010 and images from the satellite Landsat 8, sensor OLI, for the year 2015 were used, as well the tools of the *software Spring* and *Dynamic-EGO*. The modeling applied requires as input data thematic maps of soil cover usage, which were generated from the classification of the images. The classes of soil usage and coverage determined in this paper were: agricultural area, urban area, vegetation and water. The method of "Pesos e Evidência" is based on the Bayes approach and has as premise to define the influence degree of a set of factors to model the landscape changes. With this method, it can be quantitatively evaluated, how favorable or unfavorable each variable is, to a certain changing of soil usage and coverage. The following factors were analyzed: distance to hydrograph, distance to roads, distance to the urban class, altimetry. The simulation showed a good degree of concordance with the real image, of 2015, because the similarity seen was of 68%. In face of this, the simulation of the future scenery of 2020 was done to observe how the changings of soil usage and coverage would affect the study region. The 2020 prognosticate landscape shows a tendency of the 7% growth of the urban class around the periphery area of the city, the vegetation class to expand 5% in the south region of the landscape, and the agricultural class to diminish in 12%.

Key-words: Environmental modeling. Dynamic-EGO. Prognostic scenery

LISTA DE FIGURAS

Figura 1– Respostas espectrais de alguns alvos terrestres e	20
Figura 2- Condição para o pixel ser enquadrado em uma classe.	22
Figura 3- Legenda de cores para classificação do solo.	24
Figura 4- Localização da área de estudo	31
Figura 5- Fluxograma dos procedimentos metodológicos.	33
Figura 6- Pontos verificados em campo com auxílio do GPS.	44
Figura 7- Classificação Maxver da imagem Landsat 5TM de 2005.	45
Figura 8- Classificação Maxver da imagem Landsat 5TM de 2010.	46
Figura 9- Classificação Maxver da imagem Landsat 8 de 2015.	47
Figura 10- Mapa altimétrico da região norte do município de Londrina.	48
Figura 11- Mapa de declividade da região norte do município de Londrina.	49
Figura 12- Mapa hidrográfico da região norte do município de Londrina.	50
Figura 13- Mapa de estradas pavimentadas da região norte do município de Londrina.	51
Figura 14- Mapa da classe urbana da região norte do município de Londrina.	52
Figura 15- Mapa pedológico da região norte do município de Londrina.	53
Figura 16- Mapa de distância da variável distância a hidrografia.	55
Figura 17- Mapa de distância da variável distância a estradas.	56
Figura 18- Mapa de distância da variável distância a classe urbana.	57
Figura 19- Mapa de probabilidade de mudança de classe vegetação para urbano. .	61
Figura 20- Mapa de probabilidade de mudança de classe 'agrícola para urbano'. ...	64
Figura 21- Mapa de probabilidade de mudança da classe 'vegetação para agrícola'.	67
Figura 22- Mapa de probabilidade de mudança da classe 'agrícola para vegetação'.	69
Figura 23- Avaliação de mudança de classe pela variável altimetria.	71
Figura 24- Avaliação de mudança de classe pela variável distância a estradas.	71
Figura 25 – Avaliação de mudança de classe pela variável distância a hidrografia. .	72
Figura 26- Avaliação de mudança de classe pela variável distância à área urbana. .	73
Figura 27- Cenário simulado para o ano de 2015.	74
Figura 28- Gráfico representando o ajuste do modelo por tamanho da janela.	75
Figura 29- Comparação da imagem classificada de 2015 e a imagem simulada de 2020.	77
Figura 30- Mapa das mudanças simuladas para 2020 em relação à imagem classificada de 2015.	78
Figura 31- Matriz T.	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Principais bandas do sensor TM	17
Tabela 2- Níveis de precisão do registro	41
Tabela 3- Cálculo de índices para avaliação da acurácia	43
Tabela 4- Matriz de transição entre o período de 2005 a 2010.....	58
Tabela 5- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe 'vegetação para urbano'	60
Tabela 6- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe 'agrícola para urbano'	62
Tabela 7- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe 'vegetação para agrícola'	65
Tabela 8- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe 'agrícola para vegetação'	68
Tabela 9- Área da mudança de cobertura do solo da imagem simulada 2020	79

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	10
2 OBJETIVOS	12
2.1 OBJETIVO GERAL.....	12
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	12
3 JUSTIFICATIVA	13
4 REFERENCIAL TEÓRICO	15
4.1 SENSORIAMENTO REMOTO.....	15
4.2 LANDSAT TM5 E LANDSAT 8.....	17
4.3 COMPORTAMENTO ESPECTRAL.....	18
4.4 MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO	20
4.5 MAPA DE COBERTURA DO SOLO	22
4.6 MODELAGEM ESPACIAL.....	24
4.7 PESOS DE EVIDÊNCIA	25
4.8 TRABALHOS RELACIONADOS:.....	29
5 MATERIAIS E MÉTODOS	31
5.1 ELABORAÇÃO DO BANCO DE DADOS GEOGRÁFICO (A).....	34
5.1.1 Pré-processamento das imagens	34
5.1.2 Processamento digital da imagem: Classificação híbrida.....	35
5.1.3 Pré-processamento das variáveis explicativas	36
5.2 MODELAGEM ESPACIAL DA REGIÃO NORTE DO MUNICÍPIO DE LONDRINA (B).....	37
5.2.1 Matriz de transição	38
5.2.2 Modelagem, calibração e validação do modelo.....	38
5.2.3 Obtenção dos cenários de prognóstico de 2015 (c)	39
5.2.4 Validação do Cenário prognóstico de 2015	39
5.2.5 Simulação do cenário futuro de 2020	40
6 RESULTADOS	41
6.1 PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS NO SPRING	41
6.1.1 Registro das imagens.....	41
6.1.2 Processamento digital da imagem.....	41
6.1.2.1 Classificação não-supervisionada: K-médias.....	42
6.1.2.2 Classificação supervisionada por máxima verossimilhança.....	42
6.1.3 Pré-processamento das variáveis explicativas	47
6.2 MODELAGEM ESPACIAL.....	53
6.2.1 Mapas de Evidência	54
6.2.2 Matrizes de transições históricas.....	57
6.2.3 Análise das correlações entre mapas.....	59
6.2.4 Pesos de evidência (W^+)	59
6.2.4.1 Expansão da área urbana.....	60
6.2.4.2 Expansão da área agrícola	64
6.2.4.3 Expansão da vegetação.....	67
6.2.5 Avaliação de mudança por evidência	70
6.2.6 Paisagem simulada de 2015	73
6.2.7 Validação da paisagem simulada de 2015	74
6.2.8 Simulação do cenário futuro de 2020	76
7 CONCLUSÃO	80
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	81
APÊNDICES	85
Apêndice 1 – Pesos de Evidência	85
Apêndice 2 (continua) - Validação em campo com GPS para classificação MAXVER 2015.....	87

Apêndice 3 – Tabela com valores do teste Índice de Cramer e Incerteza de Informação Conjunta considerando todas as variáveis explicativas.....	90
Apêndice 4 - Tabela com valores do teste Índice de Cramer e Incerteza de Informação Conjunta considerando as variáveis explicativas: distância a hidrografia, distância a estrada, distância a classe urbana, altimetria.	91
Apêndice 5- Algoritmo linguagem Legal do <i>software</i> Spring para obter mapa de simulação para mudanças de cobertura do solo.	91

1 INTRODUÇÃO

Problemas ambientais como erosão, eutrofização de corpos d'água, deposição de sedimentos em rios e lagos, difusão de poluentes gasosos, bioacumulação de metais pesados, sucessão ecológica e ciclagem de nutrientes, acontecem em todo ecossistema, natural ou alterado (SÁNCHEZ, 2008). As ações humanas são responsáveis por acelerar tais processos, alterando as características da paisagem e causando o desequilíbrio ecológico.

Neste contexto, estudar o desenvolvimento da paisagem é importante para poder preservar o meio ambiente, entender os fenômenos naturais e antrópicos, e assegurar o desenvolvimento sustentável. No entanto, o estudo da paisagem requer informações históricas de uma vasta área da superfície.

Segundo Meneses et al. (2012) um dos motivos do Sensoriamento Remoto ser atualmente a ferramenta mais eficiente na análise ambiental de diversos ecossistemas, é justamente sua capacidade de imagear a superfície terrestre de forma sistemática e contínua, fornecendo imagens periódicas da cobertura, que possibilitam detectar e monitorar as mudanças ocorridas.

A compreensão da dinâmica da paisagem somada ao conhecimento dos processos que causam os impactos ambientais, por exemplo, o desmatamento, é importante para auxiliar a criação de mecanismos de defesa da biodiversidade, com a alocação estratégica de áreas de proteção integral (NASCIMENTO et al., 2013).

As geotecnologias, como o Geoprocessamento e o Sensoriamento Remoto, permitem a análise multitemporal das imagens de satélite. Aliada a essas tecnologias, a modelagem ambiental, como forma de representação matemática do mundo real, possibilita representar as mudanças de uma região em resposta a um conjunto de circunstâncias impostas a ela, e com isso simula cenários futuros (DIAS et al., 2013).

Tais simulações de cenários prognósticos auxiliam no planejamento das cidades e de unidades de conservação, na escolha da técnica de remediação para impactos ambientais, evidência áreas de fragilidade ambiental e de potencial de uso do solo (DIAS et al., 2012; BRAGA et al., 2005).

Neste trabalho, a partir do uso de um Sistema de Informação Geográfica (SIG), imagens de Sensoriamento Remoto, e aplicação de um modelo probabilístico,

foi realizada a modelagem espacial da cobertura e uso do solo na região norte município de Londrina.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

Modelar, simular e analisar a mudança de cobertura do solo, na região norte do município de Londrina, a partir da classificação de imagens de Sensoriamento Remoto e aplicação do modelo probabilístico Pesos de Evidência.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Elaborar banco de dados geográfico, composto de:
 - a) Imagens de satélite *Landsat* das datas de 2005, 2010 e 2015;
 - b) Dados complementares que serão utilizados como evidência: hidrografia, estradas, altimetria, declividade, classe urbana e tipos de solo;
- Executar registro das imagens de 2005, 2010 e 2015;
- Classificar as imagens das datas 2005, 2010 e 2015;
- Determinar taxas de mudança de uso e cobertura do solo, a partir do método de Pesos de Evidência, entre as imagens de 2005 e 2010;
- Aplicar simulação para gerar um mapa da paisagem de 2015, a partir do modelo criado utilizando o método Pesos de Evidência, e validar o mapa obtido comparando-o a imagem classificada de 2015;
- Fazer uma projeção futura da mudança de cobertura do solo para 2020.

3 JUSTIFICATIVA

A expansão das cidades fomentada pela industrialização ocasionou rápido crescimento demográfico e econômico, que ocorreram de forma aleatória sem planejamento urbano, a partir da década de 50 no Brasil (REIS et al., 2011). O inchaço populacional urbano com a ocupação e uso do solo sem discriminação impactam fortemente o meio ambiente. A perda imensurável da biodiversidade e beleza das paisagens naturais são uma das conseqüências. O desequilíbrio ambiental tem sérias implicações na qualidade de vida humana, como mudanças no microclima, enchentes, ataque de pragas, desmoronamentos de construções em encostas e morros. Além de comprometer a qualidade dos recursos naturais essenciais para a vida, com a poluição dos solos, recursos hídricos e atmosfera.

Neste contexto, compreender a dinâmica da mudança espacial, dimensionar os danos ambientais e principalmente prever as conseqüências referentes a mudança de cobertura do solo, são fundamentais para promover o desenvolvimento sustentável.

Muitos estudos científicos tem utilizado o Sensoriamento Remoto e o Sistema de Informações Geográficas para elaborar mapas de cobertura do solo, e simular cenários futuros a partir dos dados fornecidos (ALMEIDA, 2004; DIAS et al., 2014; REIA et al., 2011). A análise dos mapas de mudança de cobertura do solo, com diferentes combinações de dados, como tipo do solo, altimetria, proximidade de estradas e corpos d'água, proporcionam informações necessárias para entender os fenômenos espaciais urbanos, rurais e ambientais.

Ocorrência de enchentes nas cidades, decorrentes da mudança de áreas permeáveis para áreas impermeáveis são um exemplo de estudo que depende do mapeamento da cobertura do solo. A impermeabilização impede a infiltração das águas pluviais, resultando nas inundações e na poluição das águas (BRAND et al., 2013; SILVA et al., 2013).

A associação entre mapas de cobertura superficial, tipo do solo e declividade, característicos de uma região, possibilita identificar áreas mais propícias a erosão, que precisam de manejo adequado para preservar os horizontes do solo, evitar deslizamentos e assoreamento de corpos d'água (ELIAS et al., 2013). Esse é outro exemplo de aplicação que depende de mapas de uso e cobertura do solo.

Esses mapas também proporcionam informações relevantes para comprovar possíveis hipóteses levantadas na pesquisa *in loco*, além de auxiliar a atuação pública na tomada de decisão para conservação de bacias hidrográficas (BONIFÁCIO et al., 2013; RODRIGUES et al., 2013).

O contexto deste trabalho aborda justamente mapeamento e modelagem de mapas de uso e cobertura do solo, buscando determinar o grau de influência de alguns fatores e características espaciais, a fim de estimar a probabilidade de mudança de cobertura do solo. Pretende-se ainda simular um cenário futuro para o município de Londrina, e assim, subsidiar outras pesquisas relacionadas a dinâmica ambiental.

4 REFERENCIAL TEÓRICO

4.1 SENSORIAMENTO REMOTO

Segundo Novo (2008) Sensoriamento Remoto é a utilização de sensores eletromagnéticos, alocados em aeronaves, espaçonaves ou plataformas, que registram as propriedades dos objetos da superfície terrestre. Tem a finalidade de estudar eventos e fenômenos que ocorrem na superfície do planeta Terra a partir da análise dos dados gerados pela interação entre a radiação eletromagnética e os alvos.

A capacidade de imagear a distâncias remotas permitiu pela primeira vez ter uma visão sinótica e periódica da Terra, desde então é possível monitorar em tempo real os fenômenos e mudanças que nela ocorrem (MENESES et al, 2012).

Muitos trabalhos científicos relacionam eventos ambientais com a mudança da paisagem tais como, erosão dos solos, contaminação de bacias hidrográficas, emissão de gás do efeito estufa. A existência de um banco de dados histórico de imagens possibilita ao analista observar como o evento ambiental ocorreu, aumentando seu campo de visão sobre o assunto e possibilitando maior compreensão e dimensão dos fatos, para uma tomada de decisão menos subjetiva. O Sensoriamento Remoto também possibilita o monitoramento em tempo real dos recursos naturais, melhorando a fiscalização, sobretudo na região Amazônica, que sofre pressões do desmatamento (NASCIMENTO et al., 2013).

Para analisar uma imagem é necessário conhecer os princípios da radiação eletromagnética (REM), que constitui o meio pela qual as informações da superfície são transferidas para o sensor.

Segundo o modelo corpuscular, a energia emitida interage com a energia da superfície dos materiais, uma parte desta é absorvida e o restante é refletido para o sensor. A quantidade de energia absorvida por determinada matéria depende de suas propriedades físico-químicas, gerando imagens com diferentes tons de cinza. Portanto as imagens da superfície são respostas da interação da onda eletromagnética que sobre elas incidem (MENESES et al., 2012).

No Sistema Solar, o Sol é a maior fonte de radiação eletromagnética natural, tem o máximo de emitância no comprimento da luz visível, alta capacidade espectral

por emitir radiação eletromagnética na faixa do espectro do ultravioleta, visível e infravermelho. Apenas 47% da radiação solar que incide na Terra pode ser usado no Sensoriamento Remoto, 17% da radiação é absorvido na atmosfera e 37% da radiação é refletida pelas nuvens (MENESES et al., 2012).

As regiões espectrais da REM emitida pelo sol podem ser divididas em intervalos de comprimentos de onda. Cada intervalo de comprimento de onda é denominado banda espectral, e é capturado por um determinado sensor (NOVO, 2008).

Dentre os vários tipos de sensores e da faixa espectral analisada, podemos especificar os dados obtidos –imagem digital- por eles em termos de resolução espacial, resolução espectral e resolução radiométrica (NOVO, 2008).

A resolução espacial diz respeito a menor área imageada no terreno, ou seja, o menor objeto que pode ser diferenciado na imagem. Imagens com baixa resolução espacial mostram apenas objetos de dimensões maiores, porque o tamanho da área mínima detectada pelo sensor é grande. Já imagens com alta resolução espacial conseguem detectar objetos de dimensões menores. As imagens de sensores remotos são formadas por elemento de imagem chamados de *pixel*, este geralmente tem forma quadrada e representa uma área do terreno (NOVO, 2008).

A resolução espectral é a medida da largura das faixas espectrais de um sensor. Desta forma um sensor que trabalha na faixa de 0,4 a 0,5 micrometros tem maior resolução espectral do que um sensor que trabalha na faixa de 0,4 a 0,6 micrometros, e conseqüentemente é mais sensível para detectar alvos com comportamento espectral em regiões próximas do espectro eletromagnético. Sensores com melhor resolução espectral têm maior número de bandas disponíveis para análise das interações entre radiação eletromagnética e os componentes físico-químicos que compõem os objetos da superfície da Terra (NOVO, 2008).

A resolução radiométrica de um sensor descreve sua capacidade em diferenciar variações no nível de energia refletida pelo alvo na superfície. Quanto maior for a habilidade do sensor em distinguir a diferença de intensidade da refletância, maior a resolução radiométrica. Nas imagens a resolução radiométrica é expressa em *bits*, que representam os níveis de cinza, quanto mais níveis de cinza, mais nítida é a imagem (NOVO, 2008).

4.2 LANDSAT TM5 E LANDSAT 8

O programa *Landsat* desde 1972 tem possibilitado a aquisição repetitiva de imagens da superfície terrestre até os dias atuais. A missão do programa é proporcionar imagens multi-espectrais calibradas, com resolução espacial relativamente alta se comparada a sensores meteorológicos. O programa até agora tem uma série de 8 satélites desenvolvidos e lançados pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) em intervalos médios de 4 anos (NOVO, 2008).

O satélite *Landsat TM5* foi lançado em 1984, pensado como uma espaçonave modular para adquirir imagens da superfície terrestre através de dois instrumentos imageadores o *Multispectral Scanner* (MSS) e *Thematic Mapper* (TM). O sensor MSS é semelhante aos sensores utilizados na série *Landsat 1, 2, 3*, tem resolução espacial de 80 metros. O sensor TM, melhor que o MSS, constitui um sistema de varredura multiespectral. As bandas de 1 a 5 e 7 são bandas do visível com resolução espacial de 30 m, a banda 6 é do infravermelho termal e tem resolução espacial de 120 m. A resolução radiométrica de 8 *bits*, propicia a diferenciação de 256 níveis de cinza. A Tabela 1 mostra as principais aplicações das bandas do sensor TM, e seu respectivo intervalo espectral (NOVO, 2008).

Tabela 1- Principais bandas do sensor TM

(continua)

TM	Aplicações	Intervalo (μm)
1	Diferenciação solo/vegetação em virtude da absorção de pigmentos das plantas nessa região do espectro/diferenciação entre espécies decíduas e coníferas.	0,45 - 0,52
2	Permite diferenciar o vigor da vegetação pela maior sensibilidade á reflectância no verde.	0,52 - 0,60
3	Diferenciação de espécies de plantas em função da presença de pigmentos da clorofila. Também permite discriminar solo exposto e vegetação.	0,63 - 0,69

(conclusão)

TM	Aplicações	Intervalo (µm)
4	Permite avaliar a biomassa da cobertura vegetal, e também mapear corpos d'água devido ao contraste entre a alta reflectância da vegetação no infravermelho e a alta absorção dessa faixa pelas superfícies líquidas.	0,76 - 0,90
5	Permite detectar a umidade da cobertura vegetal, pois essa região do espectro é sensível à presença de água no tecido foliar.	1,55 - 1,75
6	Permite avaliar diferenças de temperaturas entre alvos da superfície.	10,40 - 12,50
7	Útil para a identificação de áreas sujeitas a alterações hidrotermais.	2,08 - 2,35

Fonte: Novo (2008).

O satélite *Landsat 8* foi desenvolvido pela NASA em conjunto com US *Geological Survey*, lançado em 2013, é composto por dois instrumentos, o Imageador Operacional da Terra (*Operational Land Imager - OLI*) e o Sensor Infravermelho Térmico (*Thermal Infrared Sensor - TIRS*). A resolução espacial para o comprimento de onda visível é 30 m, o comprimento de onda térmica 100 m, e a pancromática 15 m. O OLI tem duas novas bandas espectrais, uma para detecção de nuvens cirrus e outro para observar zonas costeiras. A resolução temporal permanece 16 dias, com aperfeiçoamento da resolução radiométrica para 12 *bits*, podendo diferenciar 4.096 níveis de cinza (U.S. Geological Survey, 2014).

4.3 COMPORTAMENTO ESPECTRAL

Segundo Novo (2008) para extrair informações dos dados de sensoriamento remoto é importante conhecer o comportamento espectral dos alvos da superfície terrestre, de modo a selecionar a melhor combinação de canais e filtros para uma composição colorida, que possibilite a identificação do alvo de interesse, bem como interpretar imagens e classificá-las.

Cada elemento da superfície tem uma reflectância característica em relação à radiação incidente, denominado comportamento espectral. Os principais componentes da superfície são a vegetação, solo e água (NOVO, 2008).

A curva espectral da vegetação pode ser decomposta em três regiões espectrais, ligadas a suas características estruturais que condicionam seu comportamento de reflectância. No comprimento de onda incidente de 0,7 μm , a reflectância é baixa, menor que 20%, devido absorção da radiação incidente pelos pigmentos fotossintetizantes das folhas. Radiações incidentes entre 0,7 a 1,3 μm correspondem a região de alta reflectância da vegetação, devido à interferência da estrutura celular. E ondas incidentes de 1,3 a 2,5 μm , a reflectância da vegetação é determinada pelo conteúdo de água das folhas. De forma geral, a vegetação tem alta reflectância no infravermelho próximo, e baixa reflectância no vermelho (NOVO, 2008).

As propriedades físico-químicas de solos podem ser identificadas em algumas regiões espectrais que vão de 0,57 a 2,2 μm . O comprimento espectral de 0,57 μm é mais adequado para monitorar a matéria orgânica do solo descoberto. Já a região espectral de 2,2 μm , possibilita o monitoramento da unidade do solo (NOVO, 2008).

A água tem seu comportamento espectral influenciado por seu estado físico. A água líquida tem baixa reflectância entre 0,38 a 0,70 μm , e absorve toda a radiação acima de 0,7 μm . Quanto mais pura a água, sem elementos suspensos ou dissolvidos, menor é sua reflectância, porque tem baixo espalhamento e elevada transmitância. Por isso a água tem baixa reflectância no infravermelho próximo e no vermelho (NOVO, 2008).

A Figura 1 mostra a reflectância espectral de diferentes alvos da superfície terrestre nas diferentes bandas espectrais que compõem os sensores remotos. Cada alvo reflete de forma distinta nas bandas do visível e do infravermelho. Quanto maior o pico de reflectância capturado pelo sensor imageador, mais clara é a cor do alvo na imagem, o que facilita sua identificação (STEFFEN, 2014).

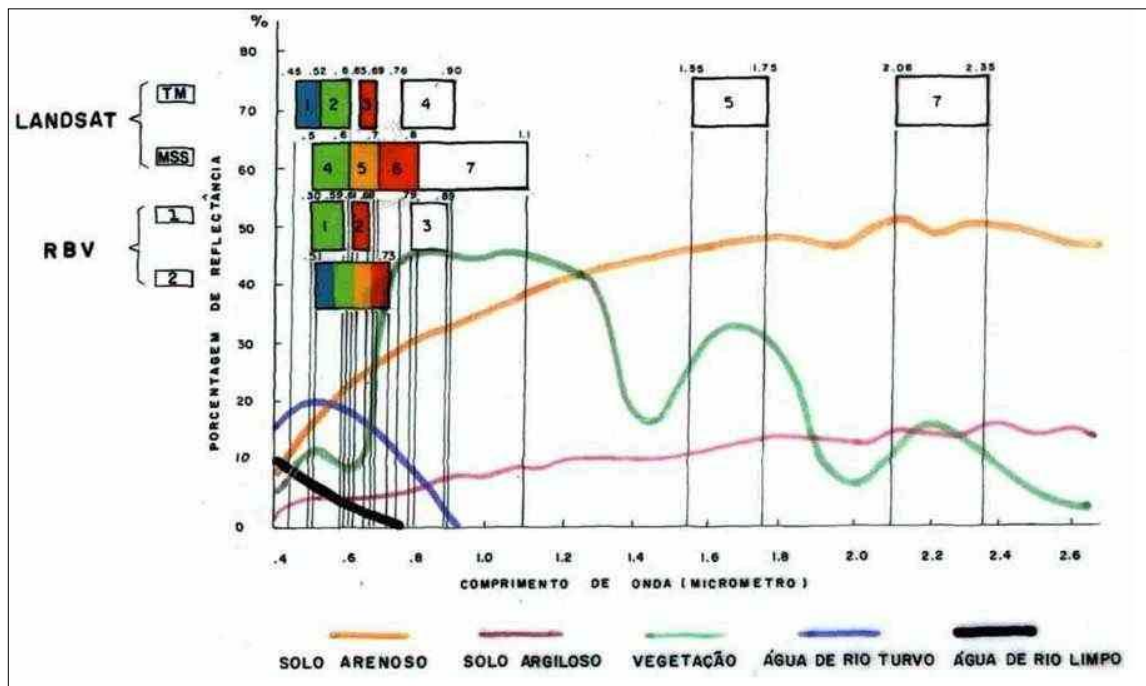


Figura 1– Respostas espectrais de alguns alvos terrestres e bandas espectrais de alguns sensores.

Fonte: Adaptado de Sausen (1999).

4.4 MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO

A classificação é o processo de atribuir significado a um *pixel* em função de suas propriedades numéricas (brilho). Cada *pixel* da imagem é representado por coordenadas associadas ao seu brilho. A classificação é um processo estatístico e probabilístico que tenta aproximar o mapa digital à realidade (NOVO, 2008).

As técnicas de classificação são utilizadas para atribuir a cada *pixel* da imagem um rótulo, em função de suas propriedades espectrais. A classificação pode ser supervisionada ou não-supervisionada, dependendo do grau de intervenção do analista no processo (NOVO, 2008).

O processo de classificação não-supervisionada não requer conhecimento prévio da imagem, ou treinamento do algoritmo, mas o analista deve definir os canais de entrada, número de classes, número de interações necessárias e do desvio padrão de mudança da média.

A classificação não-supervisionada pode gerar um número de classes espectrais muito maior que o número de classes existentes no terreno, havendo a necessidade de posteriormente reagrupar essas classes espectrais. Ou diferenciar

um número menor de classes espectrais, devido a características espectrais semelhantes. Um dos métodos para aplicar este tipo de classificação é o k-médias.

O método k-médias calcula inicialmente a média de classes distribuídas homogeneamente no espaço (bandas espectrais). Após a determinação da média inicial, o algoritmo usa um procedimento para o cálculo da menor distância entre cada *pixel* e a média de cada classe, alocando cada *pixel* a classe correspondente mais próxima. A alocação do *pixel* respeita o desvio padrão, aqueles que não se enquadram, não são classificados. O cálculo de novas médias e a nova alocação do *pixel* acontece a cada interação. O método gera classes espectrais e não classes de informação. A atribuição do significado para as classes criadas é feita pelo analista, sendo realizado com base no conhecimento do comportamento espectral dos alvos, ou de informações de campo (NOVO, 2008).

A classificação supervisionada requer um conhecimento prévio do analista sobre a localização de algumas amostras pertencentes as classes de interesse. Essa classificação baseia-se no pressuposto de que cada classe espectral pode ser descrita a partir de amostras fornecidas pelo analista. O algoritmo deve ser treinado para poder distinguir uma classe da outra. O processo de amostragem deve ser bem representativo, ou seja, conter todas as classes espectrais possíveis dos *pixels* que represente a classe em questão (NOVO, 2008). No presente trabalho será utilizado o método de máxima verossimilhança (Maxver) para realizar a classificação supervisionada da imagem.

O classificador Maxver considera a ponderação das distâncias entre as médias dos valores dos *pixels* das classes, utilizando parâmetros estatísticos. Assume que todas as bandas tenham distribuição normal, e calcula a probabilidade de um dado *pixel* pertencer a uma classe específica.

Na classificação de Maxver cada *pixel* é destinado à classe que tem a maior probabilidade, isto é, a máxima verossimilhança. Em situações de classificação em que existir sobreposição de classes espectrais, deve-se usar um limiar para estabelecer um limite para o processo de decisão de separabilidade. O conceito de limiar é mostrado na Figura 2. As duas curvas representam a distribuição de probabilidade de duas classes, a área com sobreposição é responsável pelo baixo desempenho de classificação. O limiar é um valor real positivo, indica a porcentagem de pixels da distribuição de probabilidade de uma classe que será classificada como pertencente a ela. O percentual de pixels com baixa

probabilidade, de acordo com o limiar, não será classificado, quando este parâmetro é menor que 100% (MENESES et al., 2012).

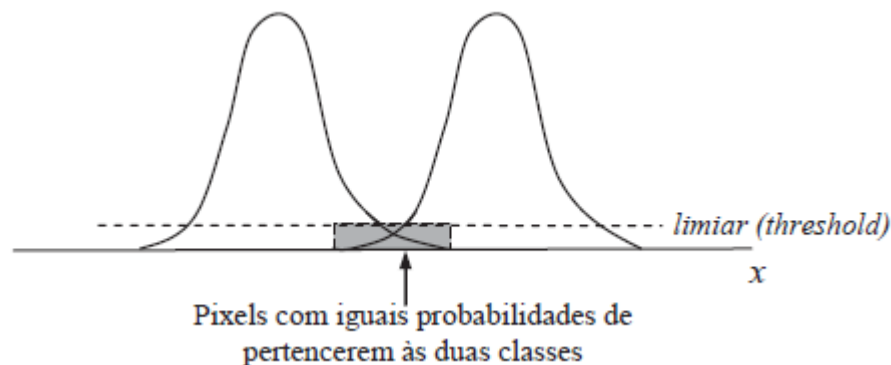


Figura 2- Condição para o pixel ser enquadrado em uma classe.
Fonte: Meneses et al. (2008).

4.5 MAPA DE COBERTURA DO SOLO

A modelagem espacial de cobertura do solo tem grande relevância para os estudos ambientais. Por meio da análise das imagens, é possível observar a evolução dos tipos de cobertura, e assim, inferir possíveis causas que alteram o meio físico e geram o impacto ambiental. A visão abrangente do meio contribui com um melhor diagnóstico e prognóstico ambiental da área, conseqüentemente subsidia melhores planos de manejo (SILVA et al., 2013).

Segundo o Manual Técnico de Uso da Terra (IBGE, 2013) a maioria das atividades humanas como agricultura, indústria, urbanização, são identificadas de acordo com as características presentes na superfície terrestre. Essas características são expressas em diferentes tipos de textura, rugosidade, formato, tonalidades presentes na imagem do sensoriamento remoto.

O IBGE fez a classificação do uso do solo em três níveis de abstração, de acordo com a resolução espacial da imagem, permitindo classificar diferentes tipos de cobertura da superfície. O nível I indica as principais categorias de cobertura da Terra, o solo é classificado em 5 itens, sendo esses, áreas antrópicas não agrícolas, áreas antrópicas agrícolas, área de vegetação natural, água, outras áreas. Segundo IBGE (2013) a definição das nomenclaturas é feita da seguinte forma:

a) Áreas antrópicas não agrícolas: são áreas onde ocorreu a supressão da vegetação nativa, predomina as superfícies artificiais e não agrícolas. São estruturadas com edificações e sistema viário. Entre elas estão: área urbana de metrópole a vilas, rodovias, áreas industriais e comerciais, áreas de mineração de metais e não metais.

b) Área antrópicas agrícolas: inclui todas as terras cultivadas, caracterizadas pelo solo com lavouras perenes, temporárias, em época de descanso, algumas áreas alagadas, de pastagens plantadas e de silvicultura. Podem ser representadas por áreas de superfície heterogêneas ou homogêneas.

c) Área de vegetação natural: é a superfície coberta por todo o conjunto de estruturas florestais e campestres, em diferentes estágios de sucessão. Abrangendo assim desde vegetação nativa em estágio de sucessão primária até áreas alteradas com reflorestamento ou formações florestais espontâneas, cobertas com espécies arbustivas, herbáceas. Estes estão presentes em diferentes ambientes e situações geográficas.

d) Águas: abrange todas as classes de água, se dividem apenas em corpo d'água continental e corpo d'água costeiro. Os corpos d'água continentais abrange os corpos d'água naturais e artificiais que não são de origem marinha. Nele são enquadrados todos os cursos de água lineares livres, corpos de água fechados sem movimento, reservatórios artificiais, como por exemplo: rios, canais, lagos, represas.

e) Outras áreas: refere-se a superfícies naturais ou degradadas por atividades humanas, como rochas desnudas, praias, áreas com ravinas, impactadas pela atividade de mineração.

A Figura 3 mostra uma legenda de cores proposta para o mapeamento do uso do solo no país (IBGE, 2013).

NÍVEL I	NÍVEL II	
1. Áreas Antrópicas Não Agrícolas	1.1	Área Urbanizada
	1.2	Área de Mineração
2. Áreas Antrópicas Agrícolas	2.1	Cultura Temporária
	2.2	Cultura Permanente
	2.3	Pastagem
	2.4	Silvicultura
	2.5	Uso Não Identificado
3. Áreas de Vegetação Natural	3.1	Florestal
	3.2	Campestre
4. Água	4.1	Corpo d'Água Continental
	4.2	Corpo d'Água Costeiro
5. Outras Áreas	5.1	Área Descoberta

Figura 3- Legenda de cores para classificação do solo.
Fonte: IBGE (2013).

Para auxiliar o processo de classificação do solo, em conjunto com os mapas podem ser usados uma coleção de documentos, como informações estatísticas de utilização da terra obtidas em órgãos oficiais, inventários de fotos aéreas ou *in loco*, relatórios e mapas obtidos em formato digital que podem ser inseridos no mapeamento (IBGE, 2013).

4.6 MODELAGEM ESPACIAL

Os modelos computacionais de mudança de cobertura do solo permitem retratar como a dinâmica das paisagens evolui diante de determinado conjunto de

circunstâncias (variáveis explicativas), transformando fenômenos complexos da natureza em informação quantitativa e qualitativa. O pró gnóstico de cenários futuros, a partir da modelagem matemática do desenvolvimento de sistemas ambientais, constitui-se um importante instrumento para indicar áreas prioritárias a conservação ou recuperação ambiental, direcionando políticas públicas às questões mais emergentes (XIMENES et al., 2008).

Segundo Almeida (2003) incluir a simulação de processos dinâmicos no SIG ainda representa um desafio para a modelagem espacial. Para modelar cenários futuros, que de fato representem o mundo real são necessários incluir variáveis dinâmicas no SIG, porque se assemelham as variáveis no mundo real, que se alteram com o tempo.

Dinâmica *Environment for Geoprocessing Objects*, mais conhecido como Dinâmica EGO, é um software livre de modelagem ambiental desenvolvido pelo Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG). O modelo apresenta uma plataforma diversificada para construir modelos espaciais simples (estáticos), até modelos espaciais complexos (dinâmicos) (SOARES FILHO et al., 2009).

O desenvolvimento de modelos espaço-temporais, no qual uma superfície geográfica muda em resposta a um conjunto de fatores no tempo, faz do Dinâmica EGO uma ferramenta adequada e importante para modelagem ambiental, pois possibilita a representação dos fenômenos reais (SOARES FILHO et al., 2009).

4.7 PESOS DE EVIDÊNCIA

O método Pesos de Evidência baseia-se no teorema de probabilidade condicional de Bayes. Este verifica a probabilidade de um evento ocorrer, dado uma evidência. Neste trabalho, o referido método será utilizado para verificar a probabilidade de uma mudança de cobertura do solo ocorrer, em face da ocorrência de um conjunto de evidências ou variáveis explicativas. Todas as equações a seguir, estão explicadas, conforme o contexto do presente trabalho.

O método Pesos de Evidência depende da probabilidade a priori e a posteriori. Neste trabalho, a probabilidade a priori representa a mudança de

cobertura do solo, de uma classe para outra, sem considerar informações adicionais para a mudança. Como mostra a equação (1).

$$P\{A\} = \frac{N\{A\}}{N\{C\}} \quad (1)$$

Sendo:

$P\{A\}$: probabilidade a priori de ocorrer mudança de cobertura do solo.

$N\{A\}$: número de pixels que apresentaram mudança de cobertura.

$N\{C\}$: número de pixel da área amostrada na imagem.

Por exemplo, a probabilidade de ocorrer a mudança de cobertura vegetação para urbano (evento A) seria o número de pixels que apresentaram a mudança de cobertura vegetação para urbano, dividido pelo número total de pixels da imagem.

A probabilidade a posteriori também representa a mudança de cobertura do solo, entretanto considera informações adicionais chamadas variáveis explicativas, que podem influenciar ou não na ocorrência da mudança, e assim podem contribuir para aumentar a probabilidade de uma mudança ocorrer. Conforme mostra a equação (2).

$$P\{A|B\} = P\{A\} * \frac{P\{B \cap A\}}{P\{B\}} \quad (2)$$

Sendo:

$P\{A|B\}$: probabilidade a posteriori de ocorrer mudança de cobertura.

$P\{A\}$: probabilidade a priori de ocorrer mudança de cobertura do solo.

$P\{B \cap A\} / P\{B\}$: variável explicativa.

A equação (2) expressa que a probabilidade a posteriori de ocorrer mudança de cobertura de vegetação para urbano, será a probabilidade a priori multiplicada pelo peso da influência de uma das evidências, como por exemplo, a variável distância ao corpo hídrico.

A mesma equação de probabilidade (2) pode ser escrita para a ocorrência da mudança de cobertura de vegetação para urbano, sem a presença da evidência distância ao corpo hídrico, conforme a equação (3).

$$P\{A|B\} = P\{A\} * \frac{P\{B \cap A\}}{P\{B\}} \quad (3)$$

Onde:

\bar{B} : representa ausência da variável explicativa.

O método Pesos de Evidência utiliza os logaritmos naturais de odds. Odds (O) é definido como a divisão entre a probabilidade que uma mudança de cobertura do solo irá ocorrer pela probabilidade que a mudança não irá ocorrer, genericamente $O = P/(1-P)$. Portanto a equação de odds relaciona a equação (2) e (3) conforme mostra a equação (4), e pode ser escrita nos termos da equação (7).

$$\frac{P\{A|B\}}{P\{\bar{A}|B\}} = \frac{P\{A\}}{P\{\bar{A}|B\}} * \frac{P\{B|A\}}{P\{B\}} \quad (4)$$

Considerando a probabilidade condicional da equação (5) de não ocorrer a mudança de cobertura do solo vegetação para urbano, em uma distância “x” do corpo hídrico, e substituindo-a na equação (4), obtemos a equação (6).

$$P\{\bar{A}|B\} = \frac{P\{\bar{A} \cap B\}}{P\{B\}} = \frac{P\{B|\bar{A}\} * P\{\bar{A}\}}{P\{B\}} \quad (5)$$

$$\frac{P\{A|B\}}{P\{\bar{A}|B\}} = \frac{P\{A\}}{P\{\bar{A}\}} * \frac{P\{B\}}{P\{B\}} * \frac{P\{B|A\}}{P\{B|\bar{A}\}} \quad (6)$$

$$O\{A|B\} = O\{A\} * \frac{P\{B|A\}}{P\{B|\bar{A}\}} \quad (7)$$

Sendo:

$O\{A|B\}$: odds a posteriori de ocorrer a mudança de cobertura do solo, condicionada por uma variável explicativa.

$O\{A\}$: odds a priori de ocorrer a mudança de cobertura do solo.

$\frac{P\{B|A\}}{P\{B|\bar{A}\}}$: razão de probabilidade, conhecido como *sufficiency ratio* (LS).

Aplicando-se o log nos dois lados da equação (7) tem-se a equação (8).

$$\log\{A|B\} = \log A + W^+ \quad (8)$$

A razão de probabilidade LS é escrita como W^+ que representa o peso positivo de evidência, ou seja, seguindo o exemplo, quantifica o quanto a variável distância ao corpo hídrico está correlacionada com a ocorrência de mudança de uso vegetação para urbano. Utilizando a mesma lógica matemática é possível determinar o peso negativo de evidência W^- .

A probabilidade de mudança de cobertura do solo pode depender de várias variáveis explicativas. O conjunto dessas variáveis podem ser somados na forma log-linear do modelo *bayesiano*, utilizado para estimar a importância relativa de cada fator individualmente. Os Pesos de Evidência são calculados individualmente, e posteriormente somados, conforme equação (9).

$$\log\{A|(B_1 \Pi B_2 \Pi B_n)\} = \log A + \sum_{i=1}^n W_i^+ \quad (9)$$

Antes de aplicar o método Pesos de Evidência, é necessário verificar o grau de dependência condicional, que caracteriza o grau de associação entre as variáveis. Essa associação é baseada no método χ^2 . Os dois índices que quantificam a dependência espacial são o Índice *Cramer* (IC) e o Incerteza de Informação Conjunta (IIC), ambos baseados na tabela de contingência. Caso esses índices mostrem alto grau de associação entre variáveis, deve ser retirada uma das variáveis a fim de reduzir a dependência condicional (BATISTA, 2011). As equações dos Índices encontram-se no Apêndice 1.

Para verificar se o peso de evidência W^+ é significativo ou não, existe uma medida chamada contraste (C), calculada pela diferença entre os pesos, conforme equação (10). O contraste é significativo estatisticamente se satisfaz a equação (11), sendo SE definido pela equação (12) (Bonham-Carter, 1994).

$$C = W^+ - W^- \quad (10)$$

$$|C| > 1,96SE \quad (11)$$

$$|C| > 1,96SE \quad (12)$$

A validação de modelos espaciais segundo Soares (2009) requerem uma comparação em um contexto de vizinhança, porque mesmo mapas que não se assemelham exatamente *pixe-a-pixel* podem apresentar padrões similares e concordância espacial nas proximidades de um *pixel*. A similaridade *fuzzy* (Hagen, 2003) é um método de decaimento exponencial, que considera a incerteza da localização de uma categoria dentro da vizinhança de um *pixel*, ou seja, a alocação de um *pixel* em duas imagens pode ser considerado correto mesmo que não esteja exatamente na mesma coordenada, mas esteja alocado nos limites da vizinhança (Soares et al., 2009).

4.8 TRABALHOS RELACIONADOS

O trabalho de Nascimento et al. (2013) utilizou o a ferramenta Dinâmica EGO como instrumento para criar o cenário futuro de uso da terra para duas bacias do estado do Pará, localizadas na sub-região Amazônica, que sofre grandes perdas de biodiversidade por causa do desmatamento. Neste trabalho foram utilizadas imagens do satélite *Landsat TM5* do ano de 2004 e 2008. A simulação de cenário realizado pelo Dinâmica EGO possibilitou identificar padrões de mudanças relacionadas a variáveis como, área urbana e distância a margens dos rios, relevantes para ocorrência de supressão do remanescente florestal. O modelo gerado apontou que até 2020, todos os remanescentes florestais podem desaparecer se o padrão de modificação do meio ambiente continuar. A tendência de cenário simulado é uma importante fonte de dados para a criação de políticas públicas e projetos voltados para o desenvolvimento sustentável, englobando a conservação das áreas frágeis, para preservação da biodiversidade.

Outro trabalho utilizando a mesma ferramenta de modelagem espacial foi realizada por Trentin et al. (2010), simulou tendências de ocupação urbana para cinco datas para o município de Americana-SP. Os dados da simulação realizada com o Dinâmica EGO mostraram que as principais variáveis para a transição de áreas não urbanas para residenciais, foram característica do relevo favorável, proximidade a rodovia e a existência de manchas urbanas no entorno da urbanização central que influenciou a direção do crescimento urbano. A simulação dinâmica espacial demonstrou correlação com os acontecimentos históricos de

ocupação do município, a associação de diferentes fontes de informação proporciona riqueza de dados para entender a dinâmica da cidade, e assim pode-se planejar um futuro sustentável e ecologicamente equilibrado.

O estudo de Suarez et al. (2013) sobre mudança de uso e ocupação do solo na Bacia do Rio Formiga-MG, mostrou resultados similares entre o mapa simulado de 2002 com o *software* Dinâmica EGO e o mapa classificado do mesmo ano. A partir do mapa simulado, foi possível observar a tendência da dinâmica espacial para fenômenos como o crescimento urbano e áreas mais suscetíveis ao desmatamento. Com relação a exatidão da localização dos pixels modificados, a porcentagem do acerto global foi 67%.

5 MATERIAIS E MÉTODOS

5.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo localiza-se na região norte do município de Londrina –PR, delimitada pelas coordenadas $-23^{\circ}25'S$, $-51^{\circ}15'O$; $-23^{\circ}11'S$, $-51^{\circ}01'O$, conforme Figura 4.

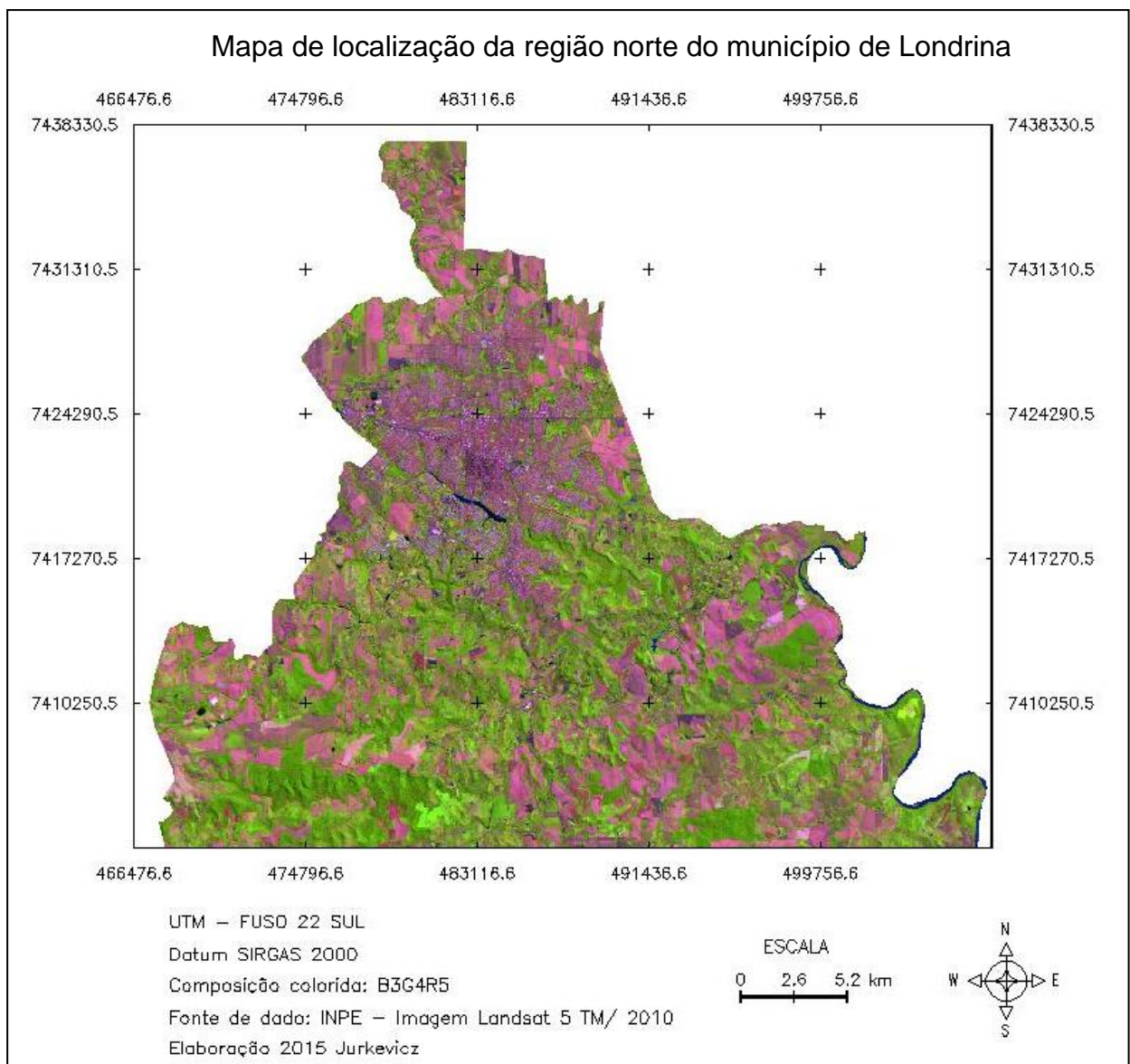


Figura 4- Localização da área de estudo
Fonte: autoria própria (2015).

A cidade localiza-se no Terceiro Planalto Paranaense, a maior parte do território está inserida na subunidade morfoestrutural do Planalto de Londrina. Os

solos característicos da região são o Nitossolo, Neossolo e o Latossolo (OKA et al., 2006).

O clima característico da região, segundo a classificação de Koppen é Cfa subtropical úmido, com ocorrência de chuvas o ano todo, podendo ocorrer secas no inverno. A média das temperaturas no mês mais quente é superior a 24°C, e no mês mais frio inferior a 14°C (SILINGOVSKI JUNIOR 2006).

No município de Londrina predomina a formação florestal estacional semidecidual, característica da região norte estado do Paraná (ROSSETTO et al., 2010).

A Figura 5 ilustra o fluxograma dos procedimentos metodológicos utilizados para a modelagem espacial. Para facilitar o entendimento cada caixa da Figura 5, foi identificada com uma letra e número, que será referenciado no final de cada parágrafo que descreve seu processo.

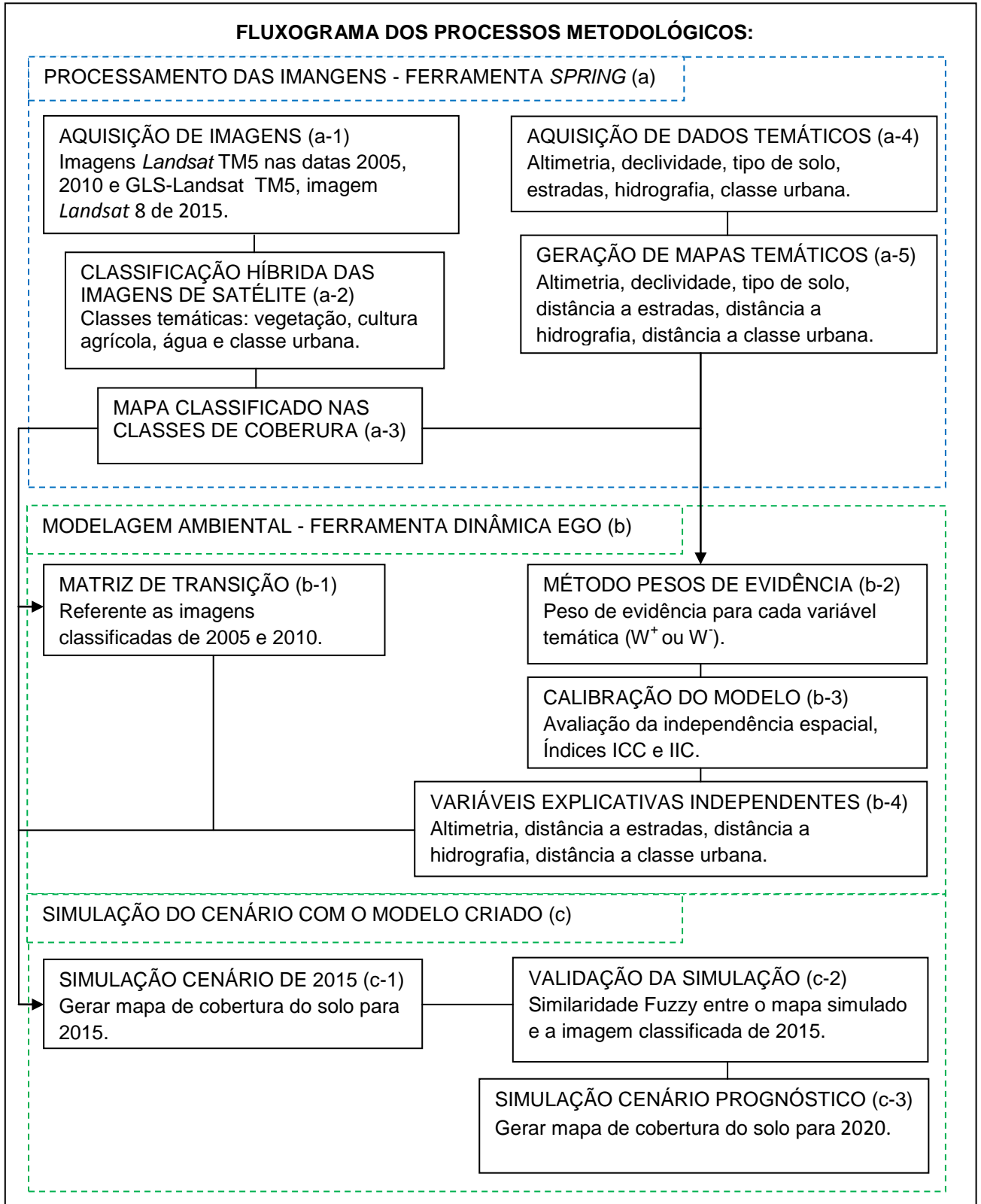


Figura 5- Fluxograma dos procedimentos metodológicos.
Fonte: autoria própria (2015).

5.2 ELABORAÇÃO DO BANCO DE DADOS GEOGRÁFICO (a)

O banco de dados geográficos utilizado para elaboração dos cenários prognósticos da cidade de Londrina foi composto por imagens de Sensoriamento Remoto, informações cadastrais como limites dos municípios, trechos de estradas, hidrografia, mapa temático de cobertura e uso do solo, e imagem do sensor ASTER para gerar mapas de altimetria e declividade (a-4, Figura 5).

Os processamentos das imagens foram realizados na plataforma *Spring*, e são descritas nas seções seguintes.

5.2.1 Pré-processamento das imagens

As imagens utilizadas na pesquisa foram adquiridas através do download gratuito do catálogo de imagens do INPE (Instituto Nacional de Pesquisa Espacial), e do catálogo USGS (*United States Geological Survey*).

Os dois critérios de escolha para aquisição das imagens foram a escolha do mês de agosto, devido a baixa probabilidade de ocorrências de chuvas no inverno, e não haver cobertura de nuvens superior a 50%. Por questões de cronograma a imagem de 2015 foi adquirida no mês de março.

As imagens da área de estudo referente aos anos de 2005 e 2010 foram baixadas do catálogo de imagens do INPE, ambas fornecidas pelo satélite *Landsat TM5*. A imagem corrigida utilizada como base para o registro, *GLS-Landsat TM5* também foi adquirida do catálogo de imagens do INPE. Já a imagem referente ao ano de 2015 foi adquirida do catálogo USGS (*United States Geological Survey*), imageada pelo satélite *Landsat 8*.

Primeiramente as imagens adquiridas foram recortadas visualmente no IMPIMA 5.2.7, a fim de limitar a área da imagem à área de estudo.

Para corrigir o georreferenciamento foi realizado o registro das imagens. O registro foi realizado para que pontos correspondentes de uma mesma cena, presente em duas ou mais imagens, tenham a mesma coordenada geográfica (MENESES, 2012).

A imagem de referência utilizada no georeferenciamento foi a imagem corrigida *GLS-Landsat TM5*. As imagens corrigidas foram a imagem *Landsat TM5* de 2005 e 2010, e a imagem *Landsat 8* de 2015.

De cada imagem foram adquiridos 15 pontos de controle alocados em pontos fixos como cruzamentos de estradas e limites de construções humanas. Dos 15 pontos de controle adquiridos, 10 foram selecionados para o registro. Todas as bandas da imagem foram registradas (a-1, Figura 5).

5.2.2 Processamento digital da imagem: Classificação híbrida

Para a classificação das imagens foi aplicado um método híbrido para obter o melhor resultado da cobertura e uso do solo. Primeiro foi realizado o método não supervisionado cujo resultado foi utilizado como base para o treinamento do método supervisionado, para garantir que as amostras fossem coletadas nas mesmas classes espectrais.

As classes temáticas utilizadas na classificação de uso e cobertura do solo foram: água, cultura agrícola e vegetação. A classe cultura agrícola abrange as área de solo exposto e plantação. E a classe temática perímetro urbano de cada ano (2005, 2010, 2015) foi delimitada pela edição matricial e integrada ao seu respectivo mapa temático pela função mosaico, devido à grande diversidade de resposta espectral dos objetos que cobrem a superfície da área urbana, gerando confusão entre as classes.

A classificação não-supervisionada utilizou o método K-médias para agrupar os *pixels* semelhantes com 10 temas e 10 iterações. Após a classificação, os 10 temas gerados foram categorizados nas classes temáticas, água, cultura agrícola e vegetação.

O método utilizado na classificação supervisionada foi o de Máxima verossimilhança (Maxver), com limiar de aceitação de 100%. No treinamento foram gerados cinco temas sendo eles: água, cultura agrícola, solo claro, solo escuro e vegetação. Para cada tema foram adquiridos 20 pontos de aquisição (amostras homogêneas espectralmente), e 10 pontos de teste (amostras heterogêneas espectralmente).

Para auxiliar na aquisição das amostras foram utilizadas as classes geradas na classificação não supervisionada. As cinco classes temáticas geradas foram categorizadas nas classes temáticas descritas no início da seção 5.1.4.

Terminado o treinamento foi realizada a análise das amostras para saber a acurácia da classificação a partir da avaliação dos índices de aceitação global e índice Kappa.

A avaliação do resultado da imagem *Landsat* 8 de 2015 foi realizada pela identificação em campo com o auxílio do GPS. Foram visitados 15 pontos localizados em extremidades opostas da área de estudo, que representaram amostras das classes de cobertura vegetação ou cultura agrícola. O GPS utilizado foi um aplicativo Android livre, chamado ANDROITS GPS Test.

Finalizado a acurácia da classificação de cada imagem (2005, 2010 e 2015) foram gerados os mapas temáticos (a-3, Figura 5).

5.2.3 Pré-processamento das variáveis explicativas

Os mapas que foram utilizados na modelagem ambiental como evidências foram: altimetria, declividade, hidrografia, estradas, tipos de solo e classe urbana. Esses mapas representam as variáveis explicativas, cuja influência na dinâmica de cobertura do solo será avaliada.

Para que os dados de hidrografia, rodovias e classe urbana pudessem ser utilizados como variáveis explicativas foram necessárias transformá-las em dados categóricos.

O dado de altimetria foi gerado pelo sensor *Aster* (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*), produto do GDEM (*Global Digital Elevation Mode*). Para representar a altimetria da área de estudo foi necessário baixar dois arquivos de altimetria (TOPODATA INPE), o 23S51_ZN TIFF e o 23S525_ZN TIFF respectivamente, que foram importados para a categoria MNT. Após a junção das imagens utilizando a função mosaico do *Spring*, foi gerado um mapa altimétrico no formato MNT.

A partir do dado de altimetria MNT foi gerada a carta de declividade em graus, também na categoria MNT.

O mapa de hidrografia da região de Londrina foi fornecido pela Secretaria Estadual de Meio Ambiente (SEMA). Entre os cursos de água localizados na área da pesquisa estão o Ribeirão do Cambé, Ribeirão do Cafezal, Ribeirão Lindóia, Ribeirão do Limoeiro, e parte do Rio Tibagi.

A partir do mapa importado na categoria cadastral foi gerado o mapa de distâncias de cursos d'água. O mapa de distância ao corpo hídrico foi gerado na categoria MNT.

Os dados de estradas foram obtidos no sítio do DNIT (Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes) e importados para a categoria cadastral do *Spring*. Entre os trechos de rodovias e estradas, contempladas dentro da área de estudo estão a rodovia federal BR-369, as rodovias estaduais PR-445 e PR-538, e outras estradas pavimentadas.

A partir do mapa importado foi gerado o mapa de distância de estradas, na categoria MNT.

Os dados de pedologia foram disponibilizados pelo IBGE. Os solos compreendidos na região de estudo são o nitossolo, neossolo e o latossolo.

O mapa de classe urbana utilizado como variável explicativa foi a classe urbana delimitada na edição matricial, correspondente ao ano de 2010. A partir deste mapa foi gerado um mapa de distância a classe urbana (a-5, Figura 5).

Depois de processados os mapas de cobertura e uso do solo (2005, 2010 e 2015) e os mapas temáticos, estes foram recortados no PI delimitação do município de Londrina (fornecido pelo IBGE) e por um molde retangular criado na categoria cadastral, para garantir que todos os dados exportados tenham o mesmo número de linhas e colunas. Depois de recortados, os PIs foram exportados para o DINÂMICA EGO no formato GeoTIFF.

5.3 MODELAGEM ESPACIAL DA REGIÃO NORTE DO MUNICÍPIO DE LONDRINA (b)

A modelagem espacial foi criada utilizando a ferramenta Dinâmica EGO. Os dados importados do *Spring* em formato GeoTIFF foram convertidos para o formato ERMapper.

5.3.1 Matriz de transição

Primeiro foram determinadas as taxas de transição de uma classe temática para outra, foi utilizado como paisagem de entrada a imagem classificada de 2005 e como paisagem de saída a imagem classificada de 2010. Como produto obteve-se a matriz de transição de múltiplos passos e a matriz de transição de passo único.

A matriz de passo único corresponde às mudanças de classe de cobertura do solo que ocorreram em um único intervalo de tempo, no caso 5 anos, e a matriz de passos múltiplos corresponde a taxa de mudança entre as classes de cobertura que ocorreram em intervalos discretos de tempo, intervalos anuais.

As taxas de transições líquidas determinam a quantidade líquida de mudanças, que é porcentagem de cobertura do solo que será alterado para outro tipo de cobertura. Já a taxa de mudança bruta representa a quantidade de unidade de área (km²) modificada por unidade de tempo. O software Dinâmica EGO converte as taxas brutas em taxas líquidas, e calcula a fração pertencente a mudança de cobertura de cada classe temática, para poder utilizar essas informações na obtenção dos cenários prognósticos (b-1, Figura 5).

5.3.2 Modelagem, calibração e validação do modelo

Para medir a associação espacial entre uma variável explicativa e uma dada mudança de cobertura do solo foi utilizado o método de Pesos de Evidência. Nesta fase foram utilizados como dado de entrada a paisagem inicial classificada de 2005, a paisagem final classificada de 2010, e os mapas de evidência.

A calibração do modelo utilizando o método Pesos de Evidência determina a probabilidade de ocorrer as mudanças de cobertura de solo, mediante algumas variáveis explicativas, os mapas de evidência. Cada mapa de evidência recebe um peso favorável (W^+) ou não favorável (W^-) a determinada mudança de cobertura do solo, isso permite o cálculo da probabilidade de mudança, desta forma é possível simular cenários de cobertura do solo (b-2, Figura 5).

A única suposição necessária ao método de Pesos de Evidência é que os mapas de evidências sejam independentes espacialmente. Os índices utilizados

para avaliar o grau de dependência espacial entre os pares de evidências foram os índices IC e IIC (b-3, Figura 5). Segundo Almeida (2004) valores inferiores a 0,5 têm baixa associação, para ambos os índices. Como resultado, as variáveis não independentes foram desprezadas, e o peso de evidência recalculado apenas com as variáveis independentes espacialmente (b-4, Figura 5).

Após ser calibrado o modelo de dinâmica ambiental, foi possível simular tendências de coberturas do solo.

5.3.3 Obtenção dos cenários de prognóstico de 2015 (c)

A obtenção do cenário de cobertura do solo de Londrina para o ano de 2015 utilizou como dados de entrada, para a paisagem inicial a imagem *Landsat TM5* de 2010, as informações de matriz de transição de múltiplos passos e os mapas de evidência calculados para as mudanças de cenários ocorridas entre 2005 e 2010. Esta função gerou um cenário de tendência de cobertura do solo a partir do padrão de mudança simulado no item anterior, dado pelo conjunto de pesos (W^+ e W^-) de cada mapa de evidência. Como resultado foram obtidos cinco mapas de probabilidades de mudança de paisagens ocorridas nos anos de 2011, 2012, 2013, 2014 e 2015 (c-1, Figura 5).

5.3.4 Validação do Cenário prognóstico de 2015

Para avaliar o grau de similaridade entre o cenário prognóstico simulado para 2015 e a imagem *Landsat 8* de 2015, foi utilizado a similaridade Fuzzy, com decaimento exponencial. Como resultado foi gerado uma tabela de similaridade entre as mudanças de cobertura geradas pelo modelo e as classes existentes na imagem *Landsat 8* de 2015 (c-2, Figura 5).

5.3.5 Simulação do cenário futuro de 2020

Após a validação do cenário prognóstico de 2015, foi simulado um cenário de tendência de cobertura e uso do solo para região norte do município de Londrina para o ano de 2020 (c-3, Figura 5).

Para obtenção do cenário futuro foram utilizados como dados de entrada: a imagem simulada de 2015 como paisagem inicial, as informações de matriz de transição de passo único, e os mapas de evidências calculados para as mudanças de cenários ocorridas entre 2005 e 2010.

Como resultado foi gerado um mapa simulado com base nas taxas de mudança e probabilidades obtidos na fase anterior da área de estudo.

6 RESULTADOS

6.1 Pré-processamento das imagens no SPRING

6.1.1 Registro das imagens

As distorções geométricas das imagens referentes aos anos 2005, 2010 e 2015 foram corrigidas por meio do registro utilizando a imagem geometricamente corrigida (*GLS-Landsat TM5*) como referência. A Tabela 2 mostra o valor de erro obtido após posicionamento dos pontos de controle para cada uma das três imagens registradas.

Tabela 2- Níveis de precisão do registro

Imagem	Erro ponto de teste	Erro ponto de controle
2005	0.472	0.399
2010	0.485	0.364
2015	0.437	0.396

Todos os erros do ponto de controle foram inferiores a 0,5 proporcionando uma boa precisão no registro. Para as imagens com resolução de 30 metros o erro de 0,5 do ponto de controle corresponde a 15 metros de erro (INPE, 1999).

6.1.2 Processamento digital da imagem

Como já exposto, a classificação utilizou o método híbrido, sendo primeiro o método não supervisionado seguido do método supervisionado.

6.1.2.1 Classificação não-supervisionada: K-médias

No método K-médias foi definido a geração de 10 tipos de cobertura do solo em 10 iterações, que foram posteriormente agrupadas nas classes cultura agrícola, vegetação e água.

A classificação pelo método do k-médias da imagem *Landsat TM5* de 2005 gerou visualmente um bom resultado de classificação. Os corpos hídricos em especial foram bem classificados. Um possível erro ocorreu na rotulação de alguns pixels de tonalidade verde escuro que foram classificados como vegetação, mas devido a sua forma retangular aparentava ser área agrícola.

A imagem *Landsat TM5* de 2010 gerou uma classificação um pouco inferior a de 2005, pois um número maior de pixels pertencentes a classe agrícola foram confundidos com a classe vegetação seguindo o mesmo critério da forma geométrica. E também pontos com alta densidade urbana, localizados na região central e centro-sul da cidade foram rotulados como pertencentes a classe água. Isso ocorre porque a resposta espectral destes pontos altamente urbanizados é semelhante à de corpos d'água.

A classificação da imagem *Landsat 8* de 2015 gerou um bom resultado. As confusões de classes ocorreram entre a classe agrícola e vegetação, devido a semelhança espectral dos *pixels*, especialmente porque na data de aquisição da imagem, as áreas agrícolas estavam em sua maioria com plantação em fase de crescimento. A confusão de pixels pertencentes a áreas urbanas rotulados como classe água aumentou em relação à imagem de 2010, devido ao adensamento das edificações humanas. E alguns pixels de solo *exposto* da imagem *Landsat 8*, também foram confundidos com a classe água.

6.1.2.2 Classificação supervisionada por máxima verossimilhança

Com base nas classes espectrais geradas na imagem classificada pelo método não supervisionado, foi realizada uma nova classificação com o método da máxima Verossimilhança (Maxver). Dessa forma foi possível adquirir amostras mais representativas de cada classe de cobertura do solo, porque os *pixels* amostrados

tinham características espectrais semelhantes, o que resultou em uma melhor classificação da imagem.

Para cada tipo de cobertura do solo foram coletadas 20 amostras de aquisição e 10 amostras de teste. As imagens classificadas referente aos anos de 2005, 2010 e 2015, estão representadas a seguir nas Figuras 7, 8 e 9 respectivamente.

A acurácia das classificações foram determinadas através do coeficiente de concordância kappa e da avaliação da exatidão global mostrados na Tabela 3.

Tabela 3- Cálculo de índices para avaliação da acurácia

Mapa temático	Exatidão global (%)	Índice kappa (%)
2005	99.68	99.53
2010	99.99	99.98
2015	99.94	99.91

Observando a Tabela 3 é possível verificar que houve um ótimo desempenho da classificação temática. A exatidão global e o índice kappa para todos os anos mostrou que mais de 99% dos pontos amostrados foram classificados corretamente. Segundo o valor do índice kappa todos os mapas temáticos gerados na classificação supervisionada foram classificados com excelência, porque obtiveram valores superiores a 0,8 (LANDIS e KACH, 1977, apud MENESES, 2012).

Para a classificação da imagem de 2015 foi realizado a verificação em campo para determinar sua verdade terrestre. As classes de vegetação e cultura agrícola geradas na classificação da imagem mostram boa correlação com as fotos tiradas em campo, conforme Apêndice 2. Os pontos visitados em campo foram os ilustrados na Figura 6.

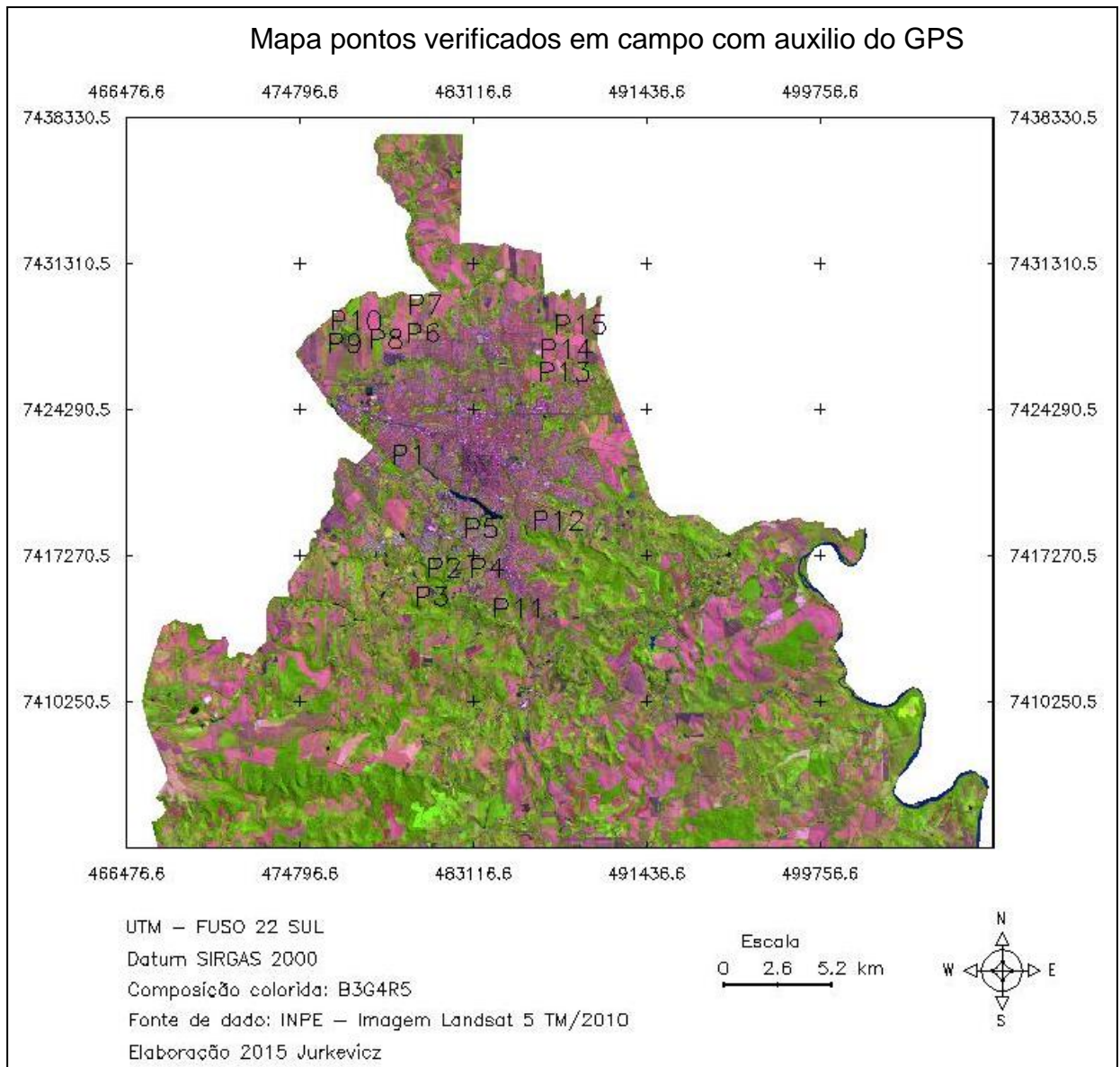


Figura 6- Pontos verificados em campo com auxílio do GPS.

Com base nos índices de classificação gerados para cada imagem do município de Londrina e a verificação de campo da imagem classificada de 2015, podemos dizer que o método de classificação híbrido resultou em mapas temáticos bem representativos da realidade, dentro da acurácia desejada.

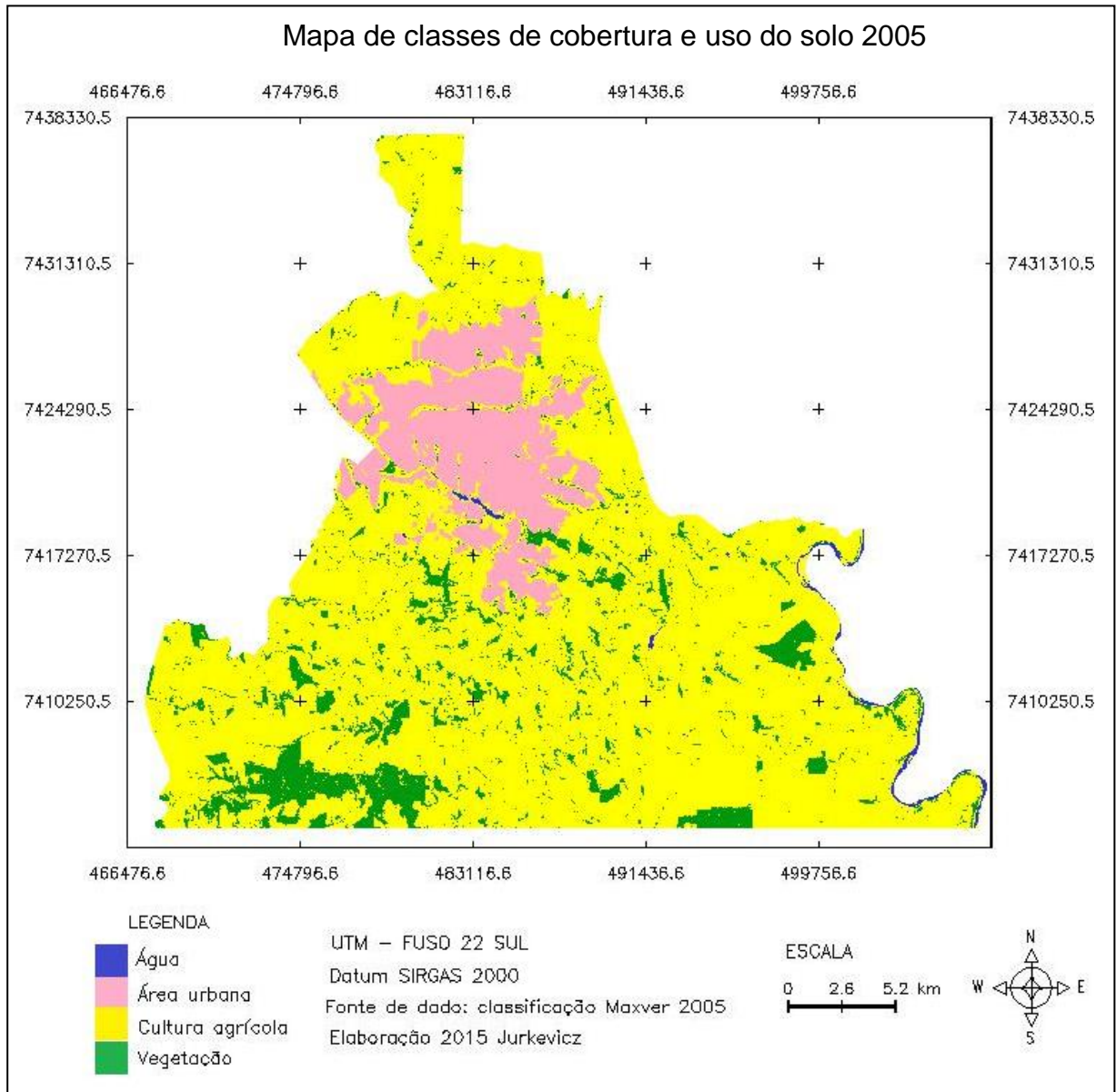


Figura 7- Classificação Maxver da imagem Landsat 5TM de 2005

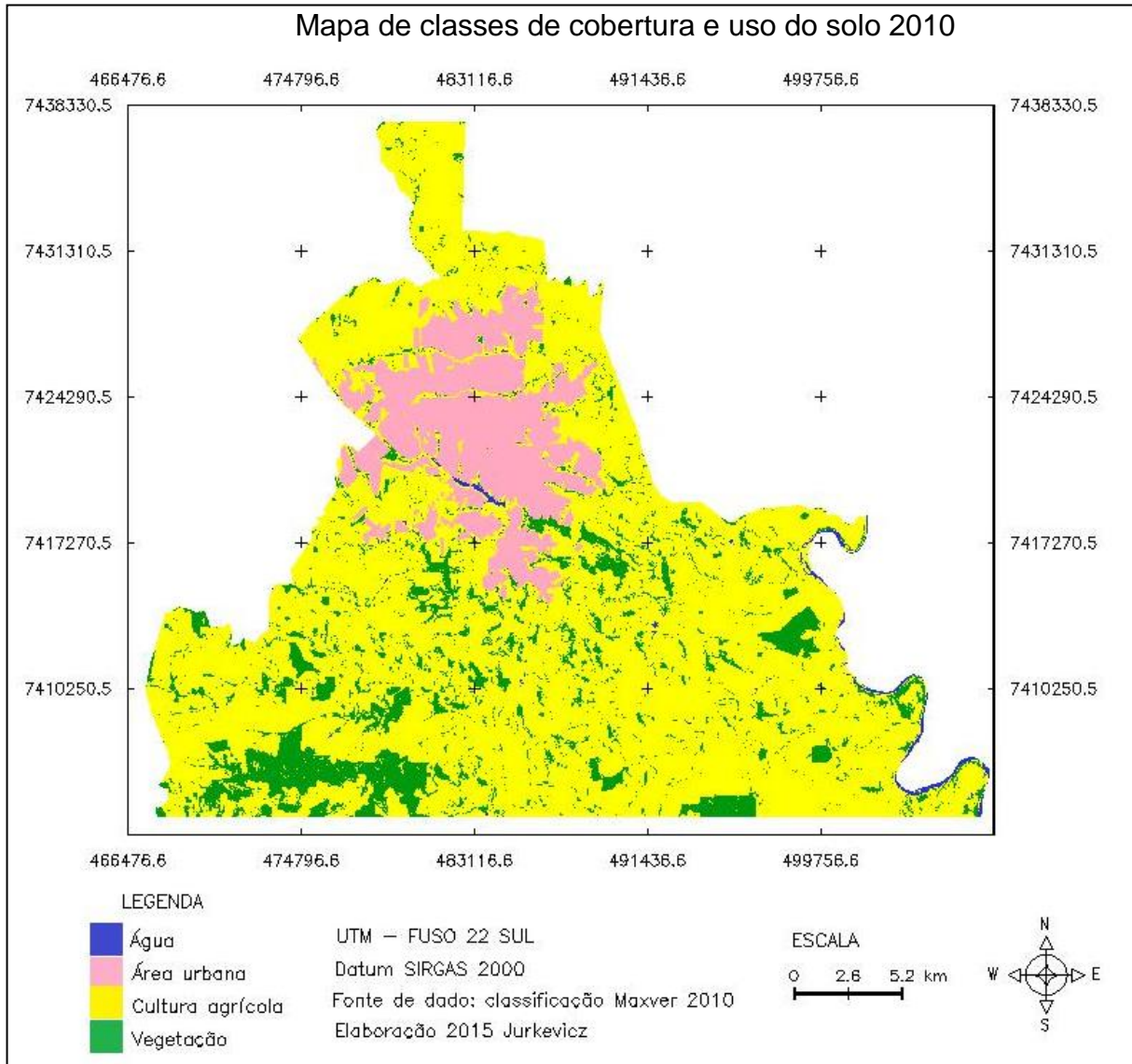


Figura 8- Classificação Maxver da imagem Landsat 5TM de 2010.

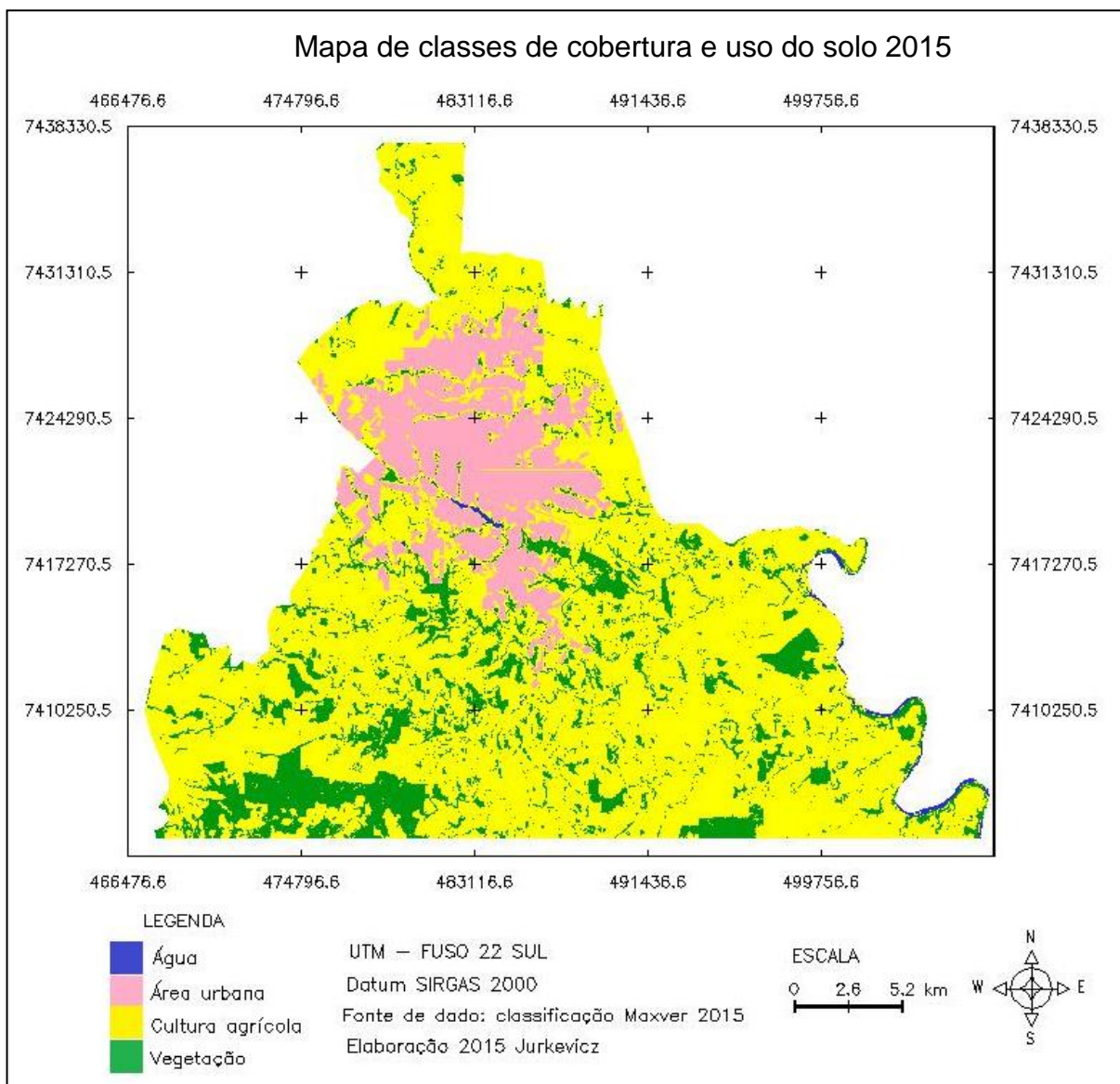


Figura 9- Classificação Maxver da imagem Landsat 8 de 2015

6.1.3 Pré-processamento das variáveis explicativas

Para realizar a modelagem ambiental da área de estudo, foi necessário criar alguns mapas das evidências a serem avaliados. Os mapas gerados foram: altimetria, declividade, distância a hidrografia, distância a estradas, distância a classe urbana e tipo do solo.

A Figura 10 representa o mapa altimétrico da região norte do município de Londrina, sua altitude varia de 351,47 a 708,44 metros.

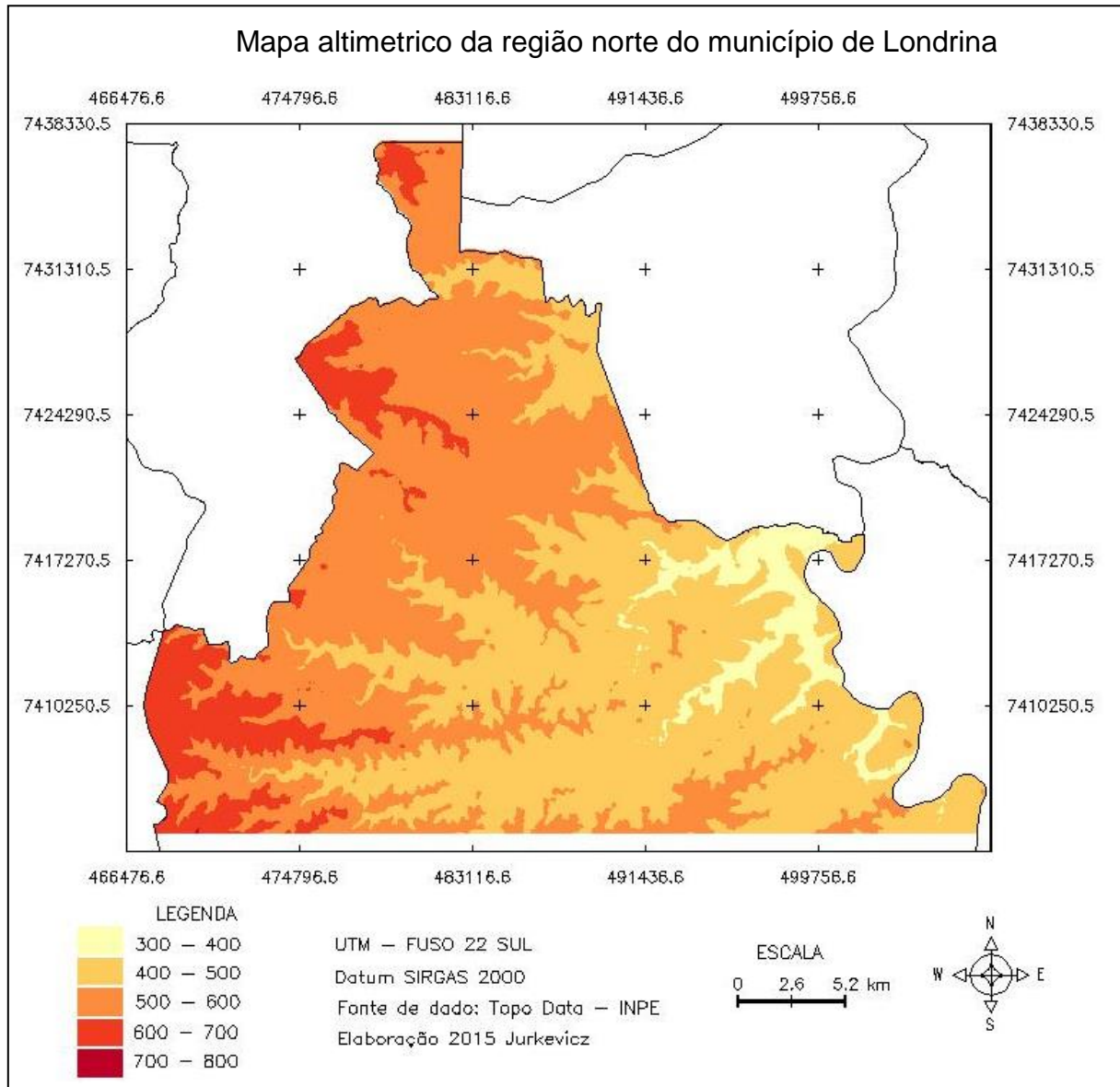


Figura 10- Mapa altimétrico da região norte do município de Londrina.

O mapa de declividade representado pela Figura 11 foi gerado a partir da grade de altitude, os valores estão expressos em graus e variam de 0,0074 a 37,82.

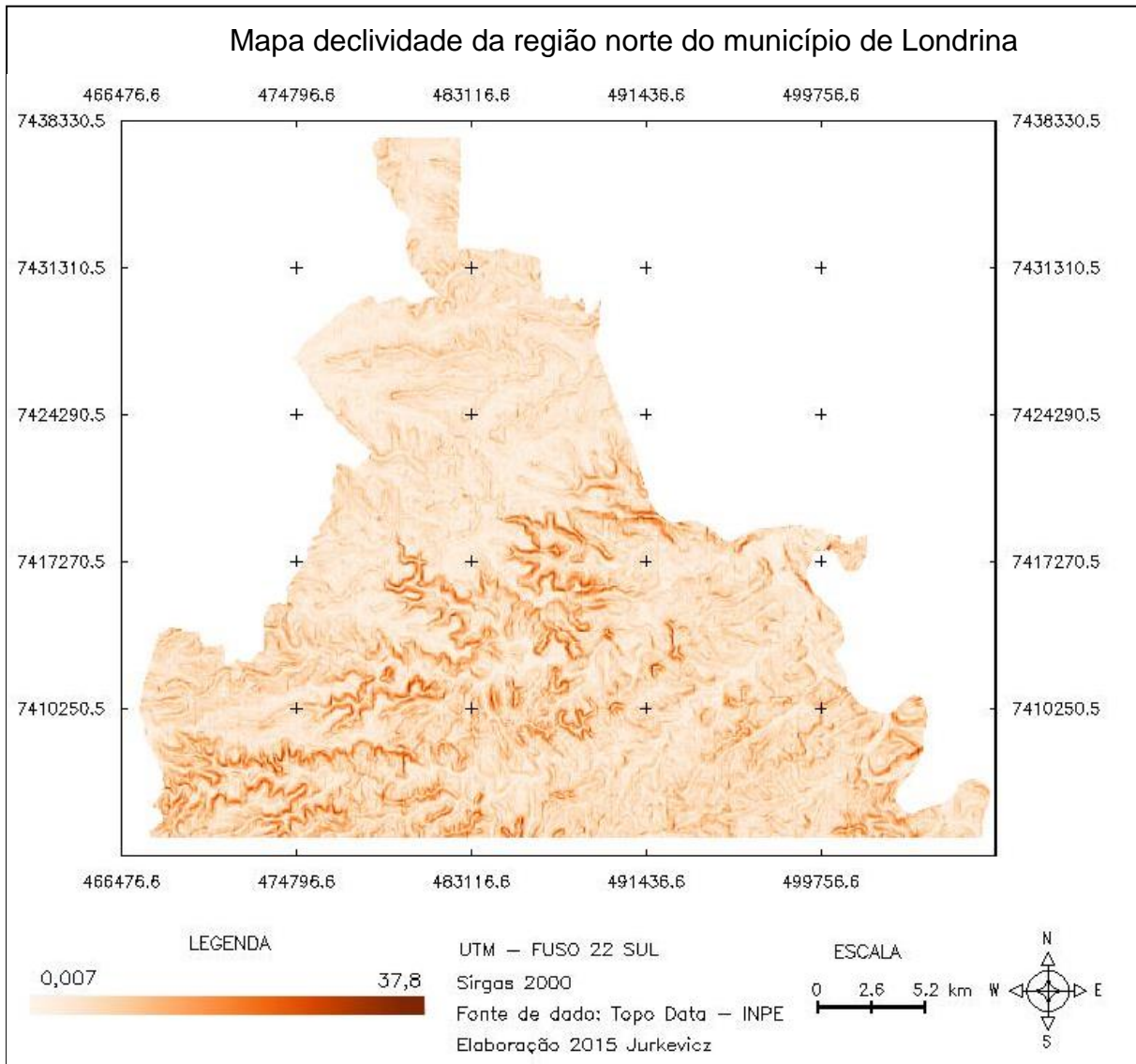


Figura 11- Mapa de declividade da região norte do município de Londrina.

A Figura 12 mostra o mapa hidrográfico da área de estudo, que compreende os ribeirões Lindóia, Limoeiro, Cambé e Cafezal, e uma parte do rio Tibagi.

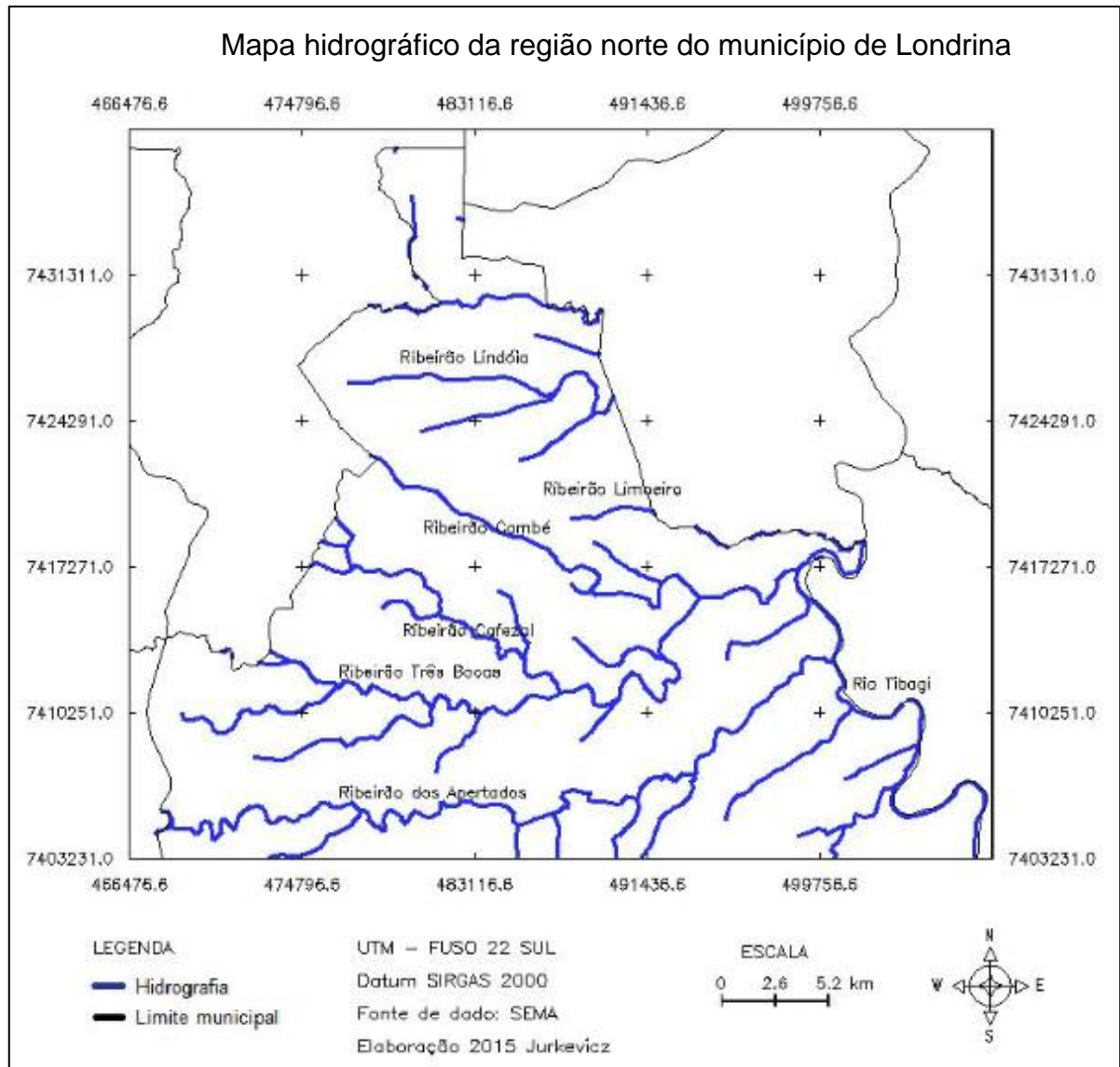


Figura 12- Mapa hidrográfico da região norte do município de Londrina.

O mapa viário representado na Figura 13 mostra as principais vias pavimentadas e rodovias que passam pelo município de Londrina. Entre as rodovias estão a BR-369, PR-445 e a PR-538.

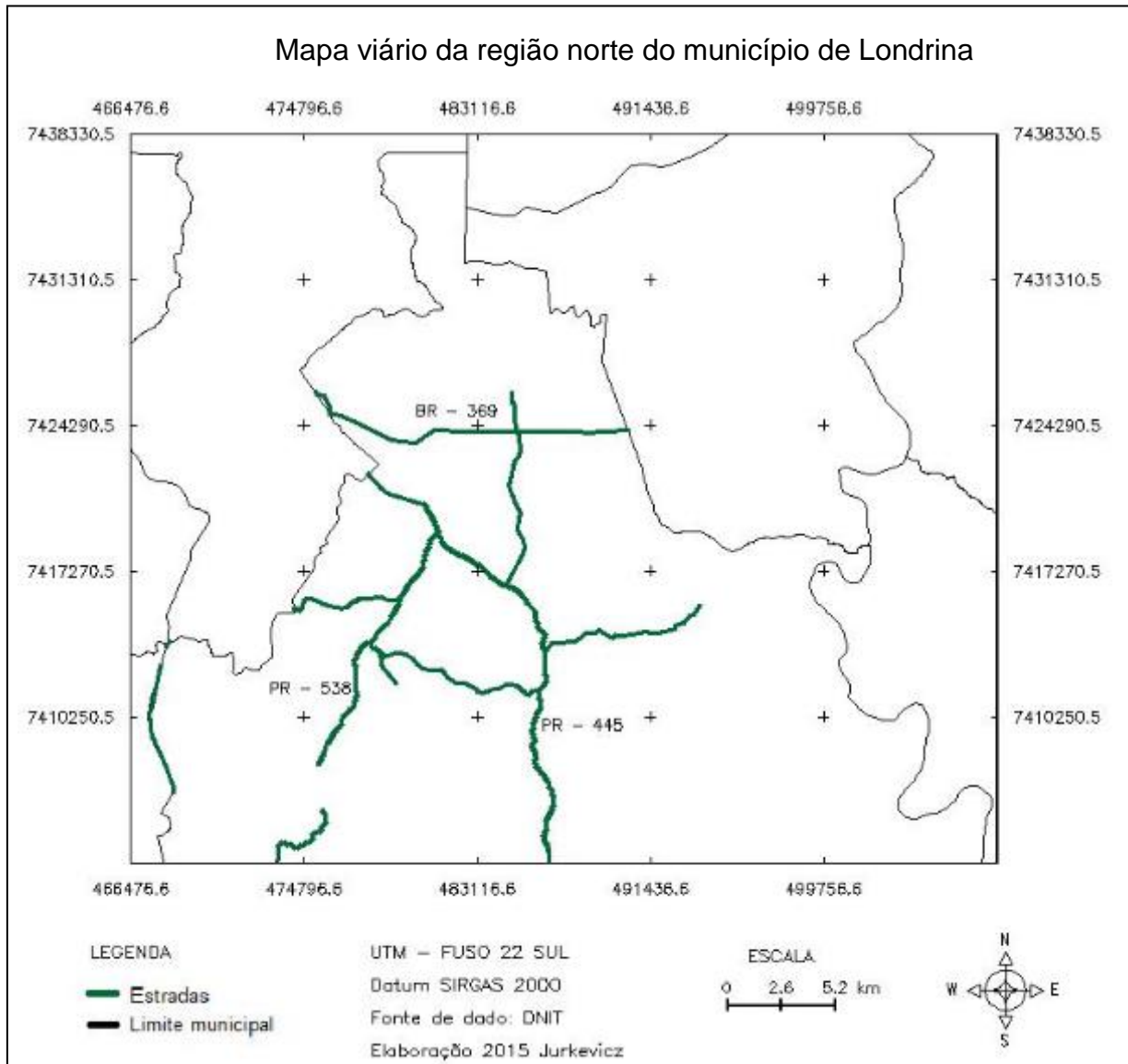


Figura 13- Mapa de estradas pavimentadas da região norte do município de Londrina.

A Figura 14 representa o mapa que corresponde ao perímetro da classe urbana, delimitada por meio da edição matricial, utilizando a imagem (B3R4G5) *Landsat TM5* de 2010. Foi utilizada a edição matricial porque, em virtude da superfície ter comportamento espectral bastante heterogêneo, devido à diversidade de materiais que a compõe, não foi bem delimitada pelos métodos automáticos.

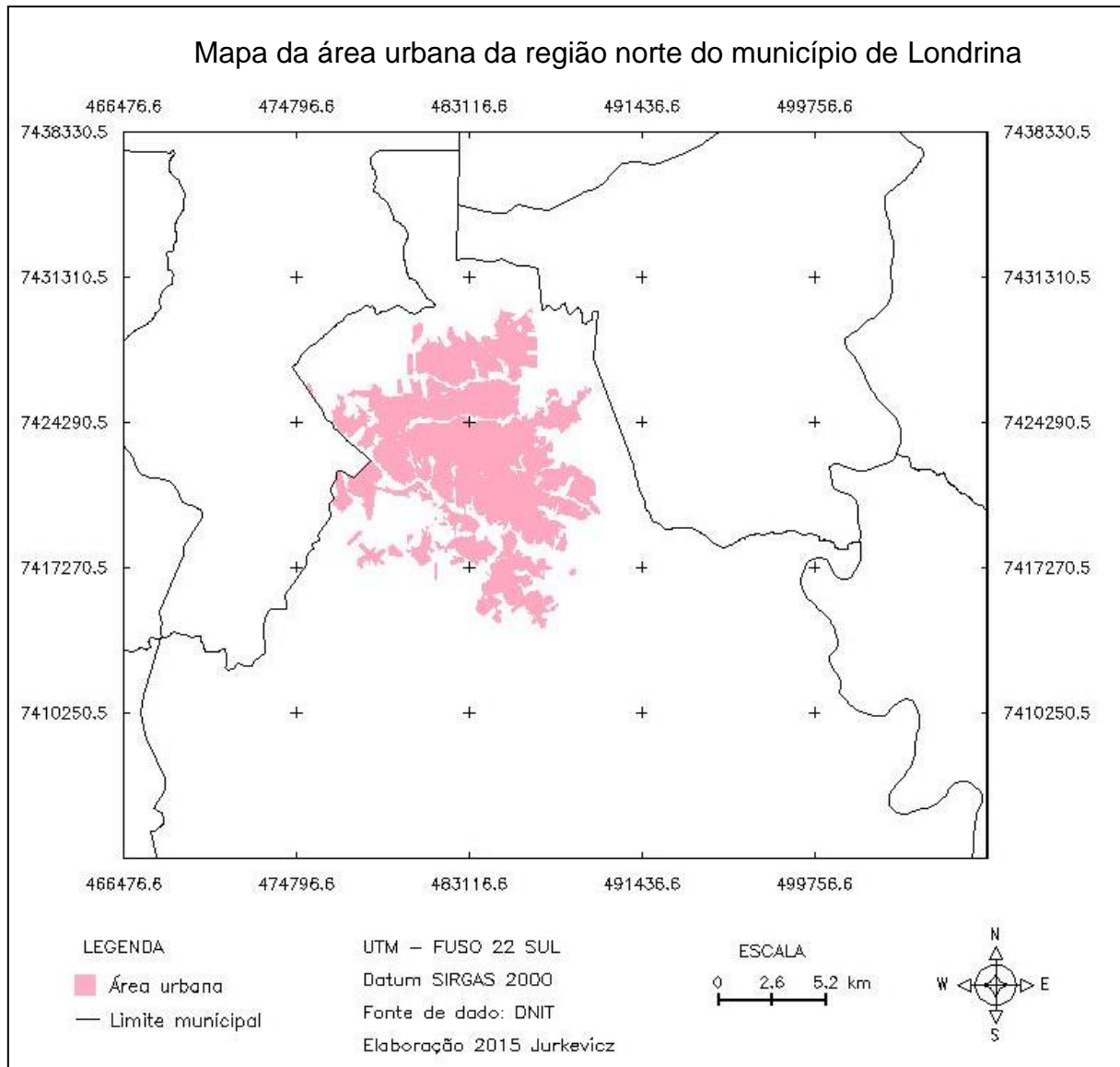


Figura 14- Mapa da classe urbana da região norte do município de Londrina.

A Figura 15 representa o mapa pedológico da região norte do município de Londrina. Os solos presentes são o Nitossolo, Neossolo e o Latossolo.

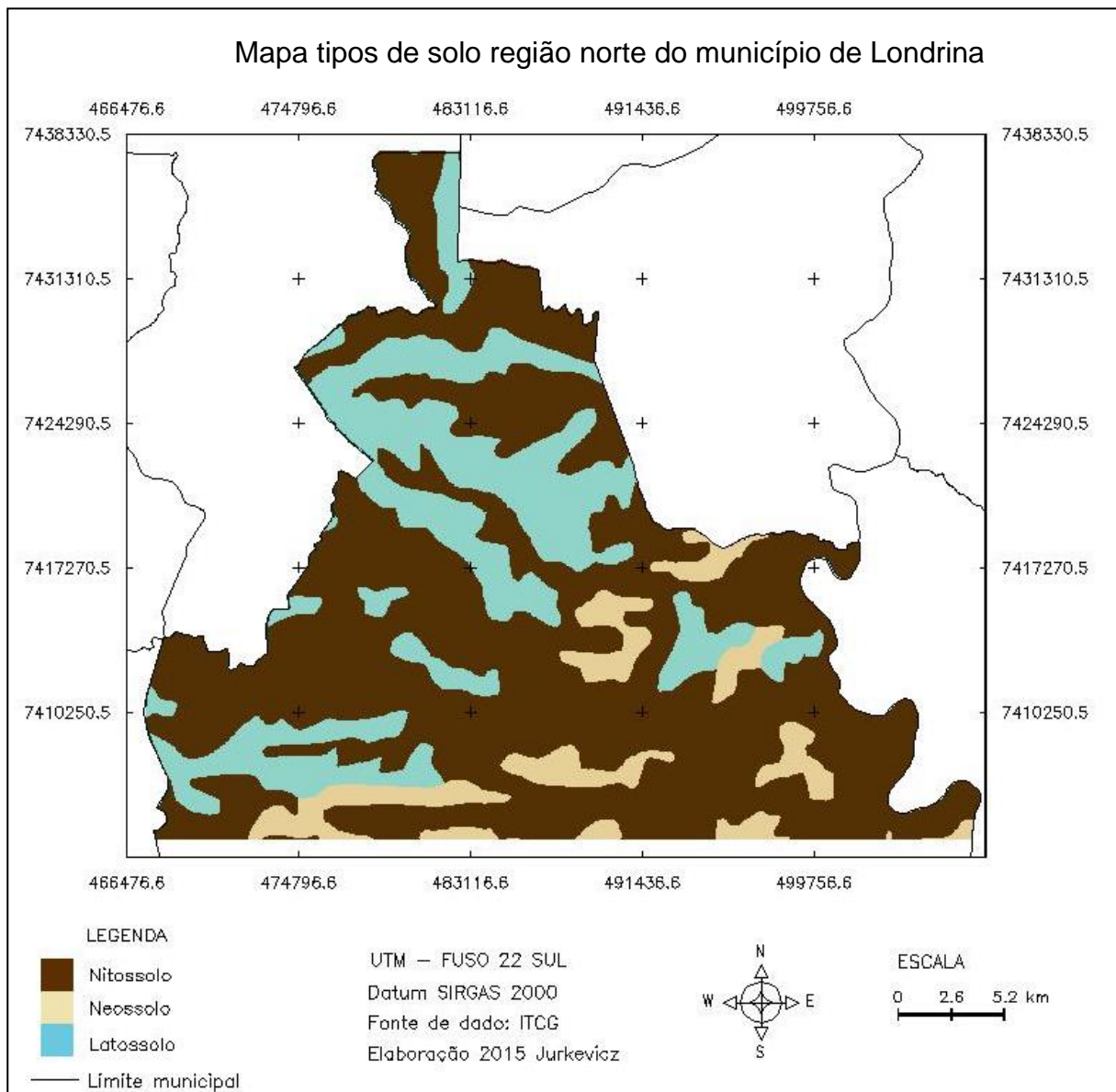


Figura 15- Mapa pedológico da região norte do município de Londrina.

6.2 MODELAGEM ESPACIAL

Para gerar um mapa de probabilidade de mudança a partir de um conjunto de evidências, utilizou-se o método de Pesos de Evidência. Este método utiliza dados categóricos e independentes espacialmente. Por isso, foi realizada a categorização dos mapas de entrada e posteriormente realizado o teste de Cramer e a Incerteza de Informação Conjunta para verificar a independência espacial dos mesmos. A categorização transformou dados contínuos em dados categóricos, a partir da definição de faixas de valores (operação de fatiamento).

6.2.1 Mapas de Evidência

Como descrito anteriormente, as variáveis explicativas utilizadas no trabalho foram altimetria, declividade, distância a estrada, distância a hidrografia, distância a classe urbana e tipo do solo. Os mapas categóricos de altimetria, declividade e tipo do solo, podem ser observados nas Figuras 10, 11 e 15 respectivamente. Para os mapas de estrada, hidrografia e classe urbana, foram gerados mapas de distâncias.

A Figura 16 representa a variável distância a hidrografia, que variou de 0 a 3000 metros, categorizadas em faixas de 500 em 500 metros.

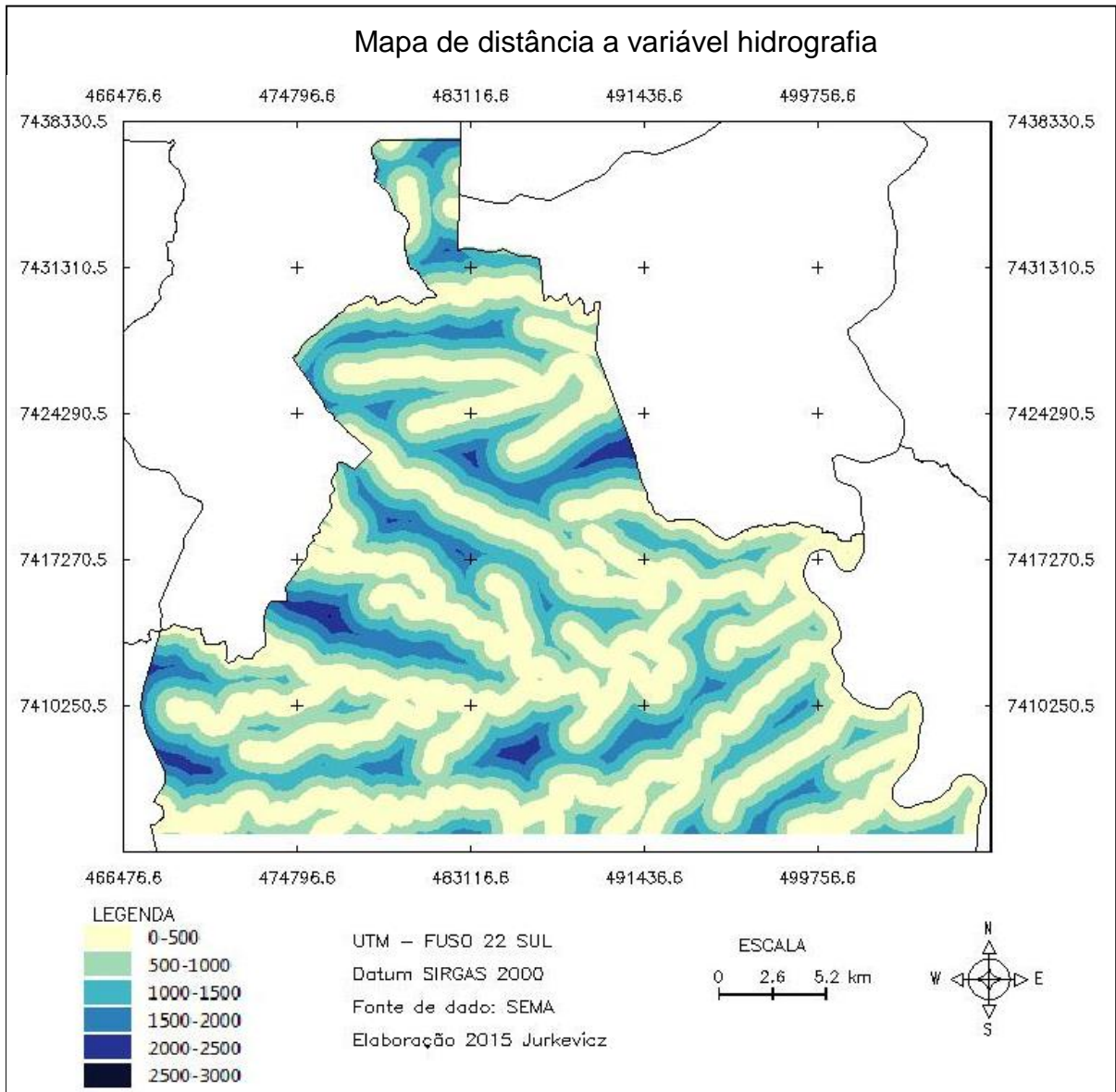


Figura 16- Mapa de distância da variável distância a hidrografia.

A variável de evidência distância a estradas ilustrada na Figura 17, varia de 0 a 2500 metros, com intervalos fixos de 500 metros.

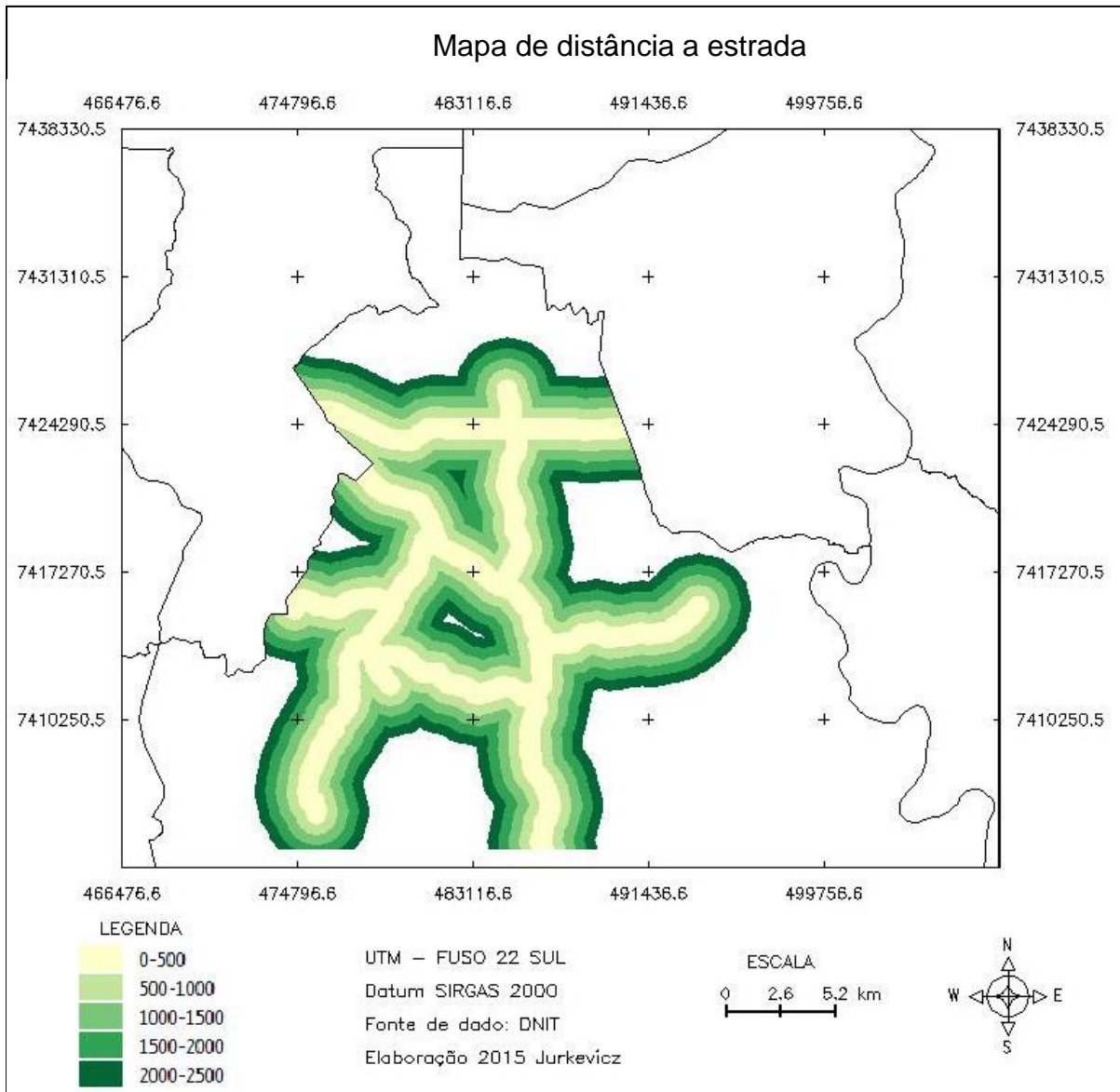


Figura 17- Mapa de distância da variável distância a estradas.

A Figura 18 mostra a variável explicativa distância à classe urbana, que variou de 0 a 23000 metros.

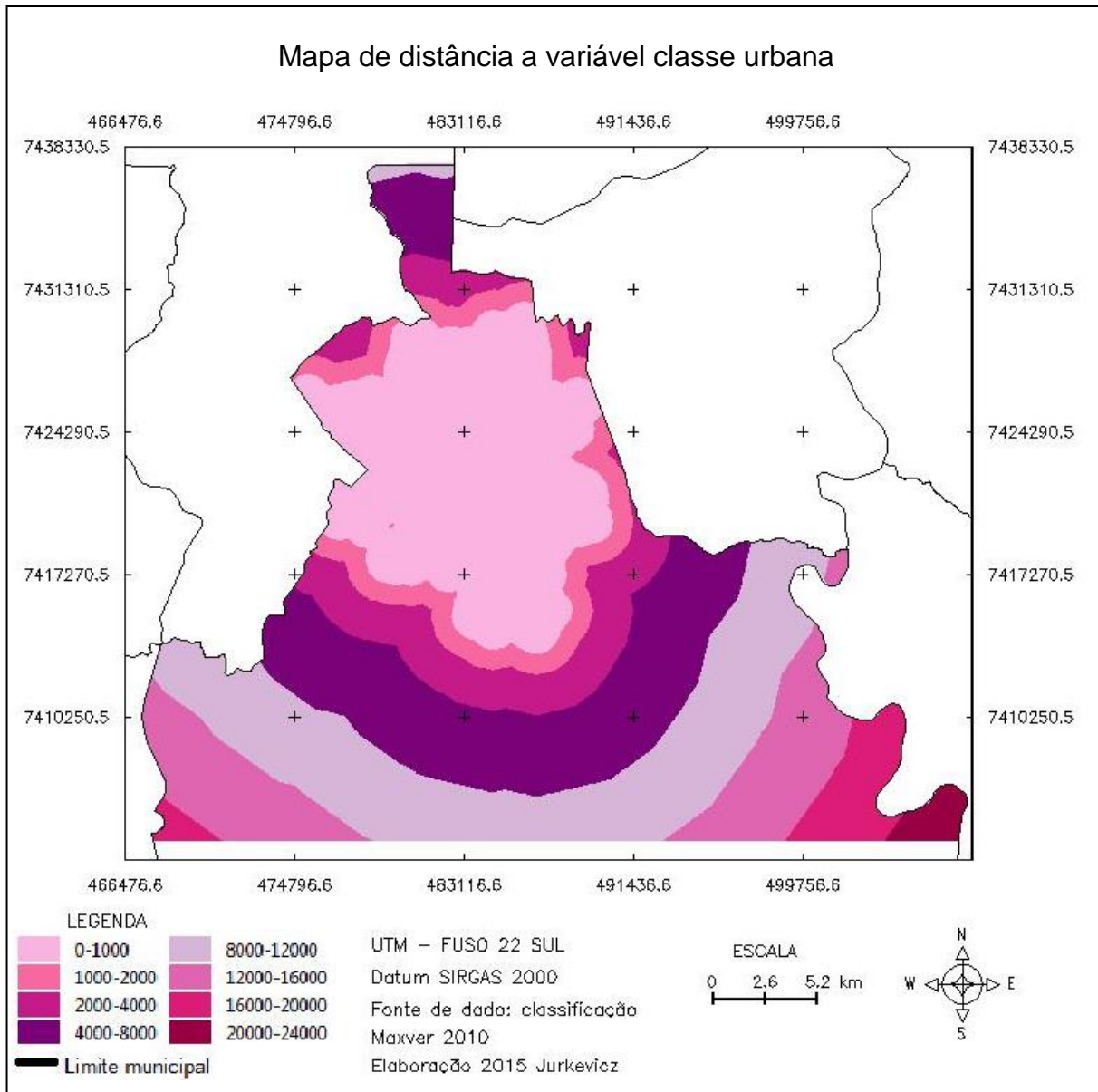


Figura 18- Mapa de distância da variável distância a classe urbana.

6.2.2 Matrizes de transições históricas

A matriz de transição descreveu a taxa de mudanças de cobertura do solo que ocorreu no intervalo de tempo de 2005 a 2010. A Tabela 4 representa a matriz de transição e quantifica as mudanças ocorridas em um intervalo de tempo de 2005 a 2010.

Tabela 4- Matriz de transição entre o período de 2005 a 2010.

Classe inicial	Classe final	Probabilidade a priori	Taxa de mudança por ano	Taxa de mudança total
Vegetação	Urbano	0,0020	0,0001	0,0006
Vegetação	Agrícola	0,2400	0,0556	0,2780
Agrícola	Urbano	0,0138	0,0029	0,0146
Agrícola	Vegetação	0,0646	0,0150	0,0749

A probabilidade a priori é a razão entre o número de células que apresentaram mudança de cobertura pelo número de células da classe inicial, ou seja, representa as células suscetíveis à mudança de cobertura. A taxa de mudança por ano, por sua vez, é a probabilidade a priori dividida pelo intervalo de tempo de 5 anos. Já a taxa de mudança total representa a taxa de mudança por ano multiplicado por 5 que é o intervalo de tempo total (2005-2010), o valor de mudança total difere um pouco da mudança por ano, porque assim como a taxa de juros, as taxas de transições são reaplicadas novamente em cada passo de tempo (SOARES et al., 2009). A partir dos valores de área da imagem classificada de 2005, tem-se que a área de vegetação aumentou 17,6 km², o crescimento urbano foi de 1,2 km² e as áreas agrícolas diminuíram 24,9 km².

A modelagem ambiental utilizou a matriz de transição de múltiplos passos, uma vez que os mapas de probabilidade e as simulações foram processados por ano.

Não foram consideradas as mudanças relacionadas à classe água e à diminuição da classe urbana. As mudanças relacionadas à água no intervalo de tempo (2005 a 2010) foram desprezíveis. E com relação à área urbana do município de Londrina, devido ao crescente aumento populacional foi considerada apenas a expansão das áreas urbanas na modelagem.

A Tabela 4 representa as classes que foram analisadas para verificar a tendência da dinâmica de paisagem da região norte do município de Londrina. Desta forma foram avaliados no presente estudo a expansão da área urbana, agrícola e da vegetação. A expansão urbana foi analisada a partir das mudanças de classe 'vegetação para urbano' e de 'agrícola para urbano'. A expansão agrícola por sua vez foi analisada pelas mudanças de classe 'vegetação para agrícola'. E a expansão da vegetação foi observada a partir da mudança de classe 'agrícola para vegetação'.

6.2.3 Análise das correlações entre mapas

Para aferir a independência espacial entre as variáveis explicativas foram analisados os resultados dos testes de IC e IIC. Segundo Almeida (2004) os valores de dependência inferiores a 0,5 para ambos os índices sugerem baixa associação entre variáveis. No entanto como várias associações entre parâmetros obtiveram valores entre 0,5 e 0,59, foi adotado o valor limite 0,6 para o parâmetro de associação, a fim de não excluir a maioria das variáveis de evidência, a tabela com os índices IC e IIC encontra-se no Apêndice 3. Todos os pares de variáveis relacionadas a variável declividade e solo indicam alta dependência espacial, por isso, foram retiradas do restante da modelagem, pois apresentam informação redundante.

Um novo conjunto de variáveis de evidência foi montado com as seguintes variáveis explicativas: distância a hidrografia, distância a estrada, distância a classe urbana e altimetria. Os resultados dos testes de IC e IIC estão presentes no Apêndice 4, todos os pares de variáveis obtiveram um valor inferior a 0,6 no grau de dependência espacial.

6.2.4 Pesos de evidência (W^+)

Para determinar o grau de influência das variáveis em cada mudança de cobertura do solo, foram analisados os pesos de evidência. Para que este tenha influência sob determinada mudança, é necessário que seja estatisticamente significativo e que tenha um valor de contraste diferente de zero. Quanto maior e positivo se torna o valor do peso de evidência, maior é a probabilidade de mudança. Quanto menor se torna o valor negativo do peso de evidência, menor a probabilidade de uma mudança ocorrer (SOARES et al, 2014).

Serão apresentados apenas os conjuntos de variáveis explicativas relevantes estatisticamente, referentes à probabilidade de mudança de cobertura e uso do solo para a simulação da paisagem de 2015.

6.2.4.1 Expansão da área urbana

A expansão da classe urbana ocorreu em áreas inicialmente pertencentes a classe vegetação e a classe agrícola.

A Tabela 5 representa todas as variáveis explicativas com peso significativo que influenciaram na mudança de classe ‘vegetação para urbano’.

Tabela 5- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe ‘vegetação para urbano’.

Vegetação para Urbano					
Variável	Faixa	Percentual de área (%)	Área mudada (m ²)	Peso W	Contraste
Altimetria	400 <= v < 500	0,001	330	-1,679	2,144
Altimetria	500 <= v < 600	0,005	3510	0,681	1,937
Distância_estrada	0 <= v < 500	0,004	2310	0,371	0,693
Distância_estrada	500 <= v < 1000	0,001	750	-0,701	-0,960
Distância_hidrografia	0 <= v < 500	0,002	1440	-0,381	-0,658
Distância_hidrografia	500 <= v < 1000	0,003	1650	0,224	0,346
Distância_hidrografia	1500 <= v < 2000	0,001	510	1,379	1,477
Distância_urbana	0 <= v < 1000	0,006	4080	2,741	6,232

Percentual de área – razão entre a área que mudou de classe pela área de vegetação, ou seja, corresponde ao percentual de mudança da área de vegetação.

A partir da Tabela 5 observa-se que a variável com maior peso de evidência favorável a expansão urbana foi a própria distância a classe urbana. Esta variável também foi a mais significativa em termos de área, 4.080 m² da classe vegetação se tornaram classe urbana, o que corresponde a 0,006% da área total de vegetação.

A segunda variável mais significativa em termos de área, para a mudança de classe ‘vegetação pra urbano’ foi a altimetria. Na faixa de 500 a 600 metros a altimetria influenciou positivamente a expansão urbana. Observando a imagem fatiada da altimetria (Figura 10), percebe-se que nesta mesma faixa localiza-se predominantemente toda a classe urbana. As altitudes menores que 500 metros não são favoráveis a mudança, pois apresentaram valor de w^+ negativo.

Observa-se que embora em módulo a altimetria entre 400 a 500 metros tenha um peso de evidência maior que na faixa de 500 a 600 metros, a segunda teve maior importância para essa dinâmica da paisagem porque influenciou uma área cerca de dez vezes maior que a primeira.

A distância a estradas influenciou positivamente a formação urbana na faixa de 0 até 500 metros, contribuindo para o crescimento urbano de 2.310 m².

A distância à hidrografia foi a segunda variável com maior peso positivo, favorável à formação de novas áreas urbanas na faixa de 500 a 1000 metros e de 1500 a 2000 metros, Tabela 5. Já na faixa de 0 a 500 metros de distância aos cursos de água, a variável é desfavorável a supressão da vegetação. Este fato pode ser um indicativo de que as áreas de vegetação existentes próximas aos corpos d'água estão sendo preservadas.

O mapa de probabilidade de mudança de classe 'vegetação para urbano' gerado na modelagem é ilustrado na Figura 19. O retângulo delimitado pela linha tracejada no mapa corresponde a área de maior probabilidade de expansão urbana em áreas inicialmente de vegetação. No lado direito da figura estão mapas de evidências utilizados para a modelagem, e são referentes a área do retângulo.

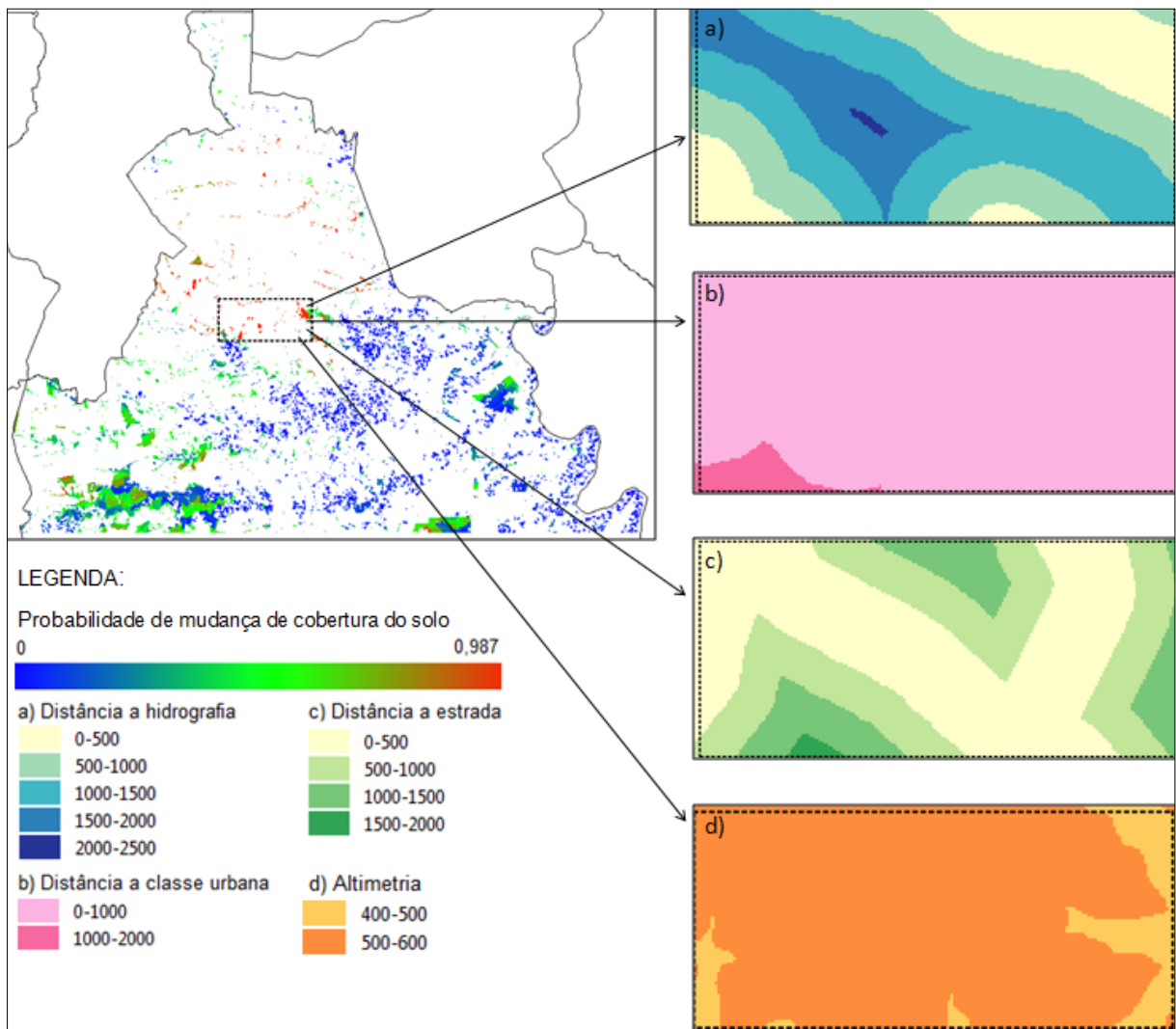


Figura 19- Probabilidade de mudança de classe vegetação para urbano.

O trabalho elaborado por Kawashima (2015) também observou a tendência da proximidade urbana em influenciar a mudança de áreas de vegetação para novas

áreas urbanas. Isso reflete a expansão natural dos limites que crescem a partir das fronteiras urbanas já existentes.

A Tabela 6 representa todas as variáveis significativas para a mudança de classe 'agrícola para urbano'.

Tabela 6- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe 'agrícola para urbano'.

Agrícola para Urbano						
Variável	Faixa	Percentual de área (%)	Área mudada (m ²)	Peso W	Contraste	
Altimetria	400 <= v < 500	0,005	27630	-1,396	-1,919	
Altimetria	500 <= v < 600	0,038	192660	0,795	2,067	
Altimetria	600 <= v < 700	0,003	13530	-0,489	-0,529	
Distância_estrada	0 <= v < 500	0,033	170010	0,104	0,337	
Distância_estrada	500 <= v < 1000	0,008	39270	-0,335	-0,418	
Distância_estrada	1000 <= v < 1500	0,004	21480	0,205	0,224	
Distância_estrada	1500 <= v < 2000	0,000	1620	-1,431	-1,454	
Distância_hidrografia	0 <= v < 500	0,012	63120	-0,408	-0,615	
Distância_hidrografia	500 <= v < 1000	0,017	86520	0,169	0,257	
Distância_hidrografia	1000 <= v < 1500	0,012	58710	0,266	0,342	
Distância_hidrografia	1500 <= v < 2000	0,005	23880	0,310	0,340	
Distância_hidrografia	2000 <= v < 25000	0,000	1590	-0,681	-0,687	
Distância_urbana	0 <= v < 1000	0,043	216810	1,863	4,329	
Distância_urbana	1000 <= v < 2000	0,003	16950	-0,122	-0,132	

Percentual de área – razão entre a área que mudou de classe pela área agrícola, ou seja, corresponde ao percentual de mudança da área agrícola.

A Tabela 6 reafirma a grande influência que a variável distância a classe urbana tem de criar novas áreas urbanas em seus limites. A faixa de 0 a 1000 metros de distância à classe urbana foi a variável que mais contribuiu para o crescimento urbano, pois 216.810 m² da área agrícola foram transformado em área urbana.

A variável altimetria teve um comportamento similar ao da mudança de classe 'vegetação para urbano', pois na faixa de 500 a 600 metros a variável foi favorável ao crescimento de áreas urbanas. Uma nova faixa altimétrica de 600 a 700 metros apresentou peso significativo. Observando a Figura 10, percebe-se que a altimetria de 600 a 700 metros corresponde a uma área específica da paisagem localizada na região sudoeste próximo a Mata dos Godoy, de uso predominantemente agrícola, por isso influenciou contra a mudança de classe.

Para mudança de classe 'agrícola para urbano' a variável distância a estrada teve um dos menores pesos de evidência (Tabela 6), porém foi a terceira variável mais importante para a expansão urbana, cerca de 170.010 m² de área agrícola na faixa de 0 a 500 metros de distância da estrada foram transformadas em áreas

urbanas, os pesos de evidência das variáveis distância a hidrografia (1000 a 1500) metros, distância urbana (0 a 1000) metros e altimetria (500 a 600) metros, também foram favoráveis a esta mudança, o que explica a grande área mudada.

A variável distância à hidrografia na faixa de 0 a 500 metros em áreas agrícolas se mostrou desfavorável para o surgimento de novas áreas urbanas, como mostra o peso de evidência da Tabela 6. Já nas faixas de 500 a 2000 metros a variável passa a ser favorável a expansão urbana, voltando a influenciar negativamente na faixa de 2000 a 2500 metros em uma área muito pequena de 1.590 m².

A Figura 20 representa o mapa de probabilidade de mudança de classe 'agrícola para urbano', o retângulo de linhas tracejadas no centro do mapa representa uma das áreas de maior probabilidade de expansão urbana. Do lado direito da figura estão as variáveis explicativas localizadas na área do retângulo que influenciaram na mudança de classe do solo.

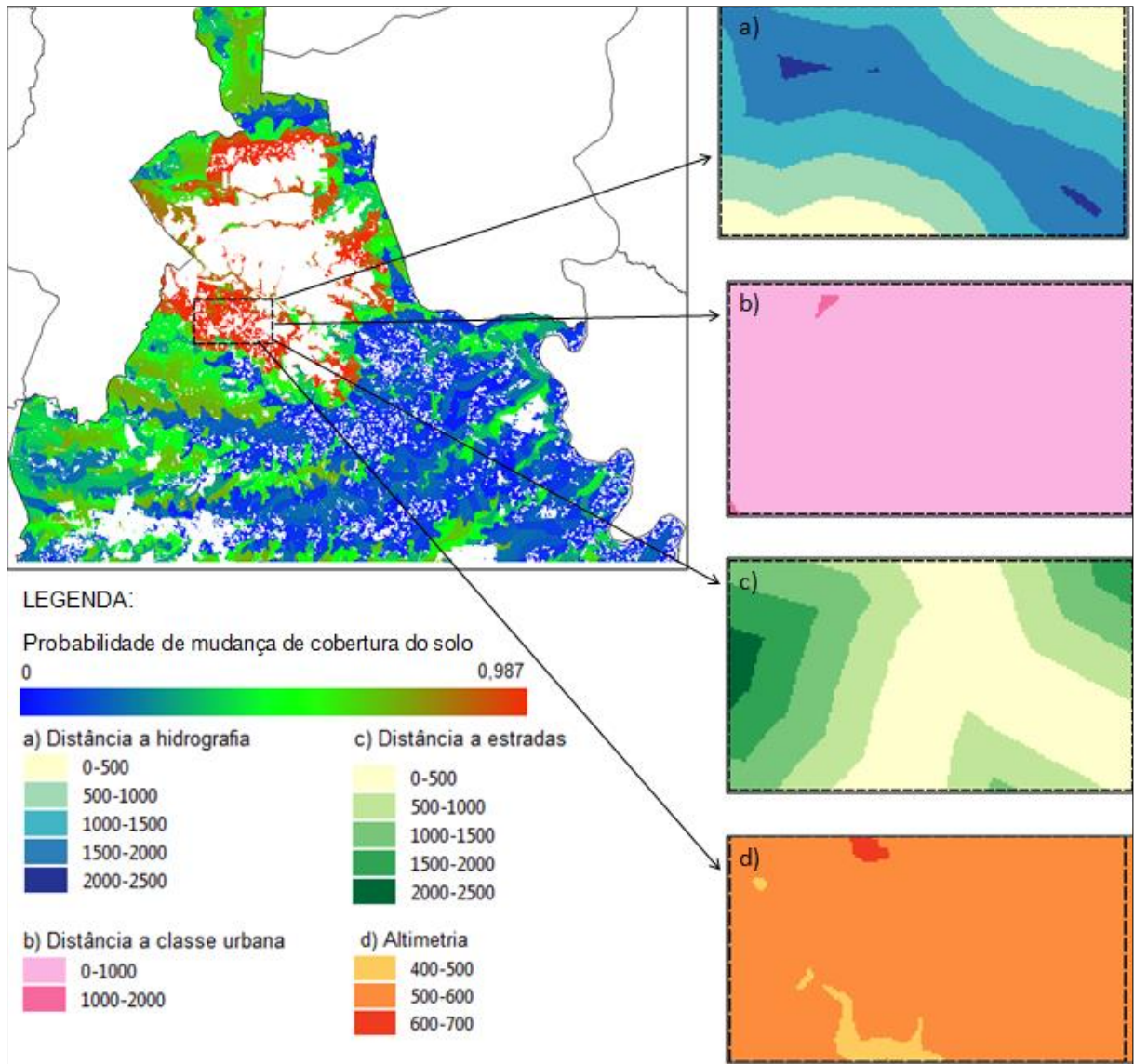


Figura 20- Probabilidade de mudança de classe 'agrícola para urbano'.

Observando a legenda da distância a classe urbana das Figuras 19 e 20, percebe-se que as regiões com maiores probabilidades de ocorrer a expansão urbana estão situadas na distância de 1000 metros a partir do limite urbano.

6.2.4.2 Expansão da área agrícola

As variáveis explicativas que foram significativas estatisticamente para a mudança de classe 'vegetação para agrícola' estão representadas na Tabela 7.

Tabela 7- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe ‘vegetação para agrícola’.

Vegetação para Agrícola					
Variável	Faixa	Percentual de área (%)	Área mudada (m²)	Peso W	Contraste
Altimetria	400 <= v < 500	0,359	229320	0,068	0,121
Altimetria	500 <= v < 600	0,319	203880	-0,054	-0,091
Altimetria	600 <= v < 700	0,078	49590	-0,113	-0,126
Altimetria	700 <= v < 800	0,000	180	1,551	1,552
Distância_estrada	0 <= v < 500	0,466	297540	0,433	0,836
Distância_estrada	500 <= v < 1000	0,222	141630	-0,263	-0,386
Distância_estrada	1000 <= v < 1500	0,073	46830	-0,682	-0,787
Distância_estrada	1500 <= v < 2500	0,033	21120	-0,588	-0,624
Distância_hidrografia	0 <= v < 500	0,437	278910	0,088	0,187
Distância_hidrografia	500 <= v < 1000	0,197	125700	-0,239	-0,332
Distância_hidrografia	1000 <= v < 1500	0,106	67950	-0,093	-0,108
Distância_hidrografia	1500 <= v < 2000	0,045	28680	0,612	0,639
Distância_hidrografia	2000 <= v < 3000	0,011	6900	0,752	0,759
Distância_urbana	0 <= v < 1000	0,133	84990	0,981	1,099
Distância_urbana	1000 <= v < 2000	0,064	40590	0,403	0,431
Distância_urbana	2000 <= v < 4000	0,098	62280	0,584	0,644
Distância_urbana	4000 <= v < 6000	0,095	60600	0,746	0,814
Distância_urbana	6000 <= v < 8000	0,094	59820	0,439	0,486
Distância_urbana	9000 <= v < 10000	0,049	31080	-0,432	-0,468
Distância_urbana	10000 <= v < 11000	0,038	24240	-0,622	-0,666
Distância_urbana	11000 <= v < 12000	0,034	22020	-1,104	-1,200
Distância_urbana	12000 <= v < 13000	0,035	22050	-1,017	-1,100
Distância_urbana	13000 <= v < 14000	0,027	17220	-1,006	-1,068
Distância_urbana	14000 <= v < 15000	0,019	12240	-0,532	-0,550
Distância_urbana	15000 <= v < 16000	0,015	9840	-0,312	-0,319
Distância_urbana	16000 <= v < 17000	0,014	8970	0,558	0,566
Distância_urbana	17000 <= v < 18000	0,013	8100	0,161	0,163
Distância_urbana	18000 <= v < 19000	0,008	5160	1,036	1,042
Distância_urbana	19000 <= v < 20000	0,001	660	1,838	1,840
Distância_urbana	20000 <= v < 21000	0,003	1980	0,792	0,794
Distância_urbana	21000 <= v < 23000	0,010	6420	1,184	1,193

Conforme mostra a Tabela 7 a variável altimetria se mostrou favorável à mudança da classe vegetação para agrícola, na faixa de 400 a 500 metros (Figura 10). Na paisagem de estudo esta região localiza-se na parte sudeste e nordeste (Figura 9), onde predomina a cobertura agrícola do solo. Já as faixas altimétricas de 500 a 700 metros mostraram-se desfavoráveis a mudança de cobertura. Elas representam a altimetria da região sudoeste onde predomina a existência das maiores áreas de vegetação, e da região noroeste onde a vegetação tem primordialmente a função de mata ciliar.

Na Tabela 7, a variável altimetria compreendida na faixa de 700 a 800 metros teve o segundo maior peso de evidência favorável a expansão agrícola. Isso ocorreu porque no mapa altimétrico essa faixa corresponde a uma área muito pequena e pontual na imagem (Figura 10), e como praticamente toda a área foi transformada em área agrícola, cerca de 180 m², a variável obteve um grande peso na modelagem da paisagem.

A variável distância a estradas teve grande influência para o surgimento de novas áreas agrícolas na faixa de 0 a 500 m, como mostra a Tabela 7, em termos de expansão de área, a variável influenciou na mudança de classe de 297.540 m², as variáveis distância a hidrografia (0 a 500) metros e distância a classe urbana (2000 a 4000) metros também contribuíram para expansão da classe agrícola. A variável distância a estradas começa a ser desfavorável ao desmatamento quando a distância a estradas se torna maior que 500 metros.

A variável distância a hidrografia se mostrou favorável a mudança de classe 'vegetação para agrícola' na faixa de 0 a 500 metros, como peso baixo, e de 1500 a 3000 metros com peso mais relevante para a mudança, e desfavorável na faixa de 500 e 1500 metros, como mostra o peso de evidência na Tabela 7. Embora a faixa de 0 a 500 metros pressupunha a supressão da mata ciliar, não podemos afirmar que isso tenha ocorrido. Segundo a Lei n° 12.727 de 2012, cursos d'água naturais de até 10 metros de largura devem ter uma mata ciliar de 30 metros, que corresponde a um pixel da imagem de estudo, por isso não há como fazer suposições de mudança nesse nível de detalhamento.

A variável distância a classe urbana, influenciou na mudança de classe até 23.000 metros, mas as maiores mudanças, em termos de área, ocorreram na faixa de 0 a 16000 metros, na qual nas faixas compreendidas entre 0 a 8000 metros foram favoráveis ao crescimento agrícola, influenciou a expansão agrícola numa área total de 308.280 m². Já as faixas compreendidas entre 9000 a 16000 metros, se tornaram contrárias a mudança de classe, influenciando numa área total de 138.690 m².

A Figura 21 representa o mapa de probabilidade de mudança de classe 'vegetação para agrícola'. O retângulo de linhas tracejadas identifica uma das áreas de maior probabilidade de expansão agrícola. Do lado direito da figura estão as variáveis explicativas da mudança de cobertura do solo localizadas na área do retângulo. A variável distância a estrada não foi representada na Figura 21, porque a estrada mais próxima da área destacada estava em uma distância superior a 2500 metros, e por isso não foi considerada na mudança desta região.

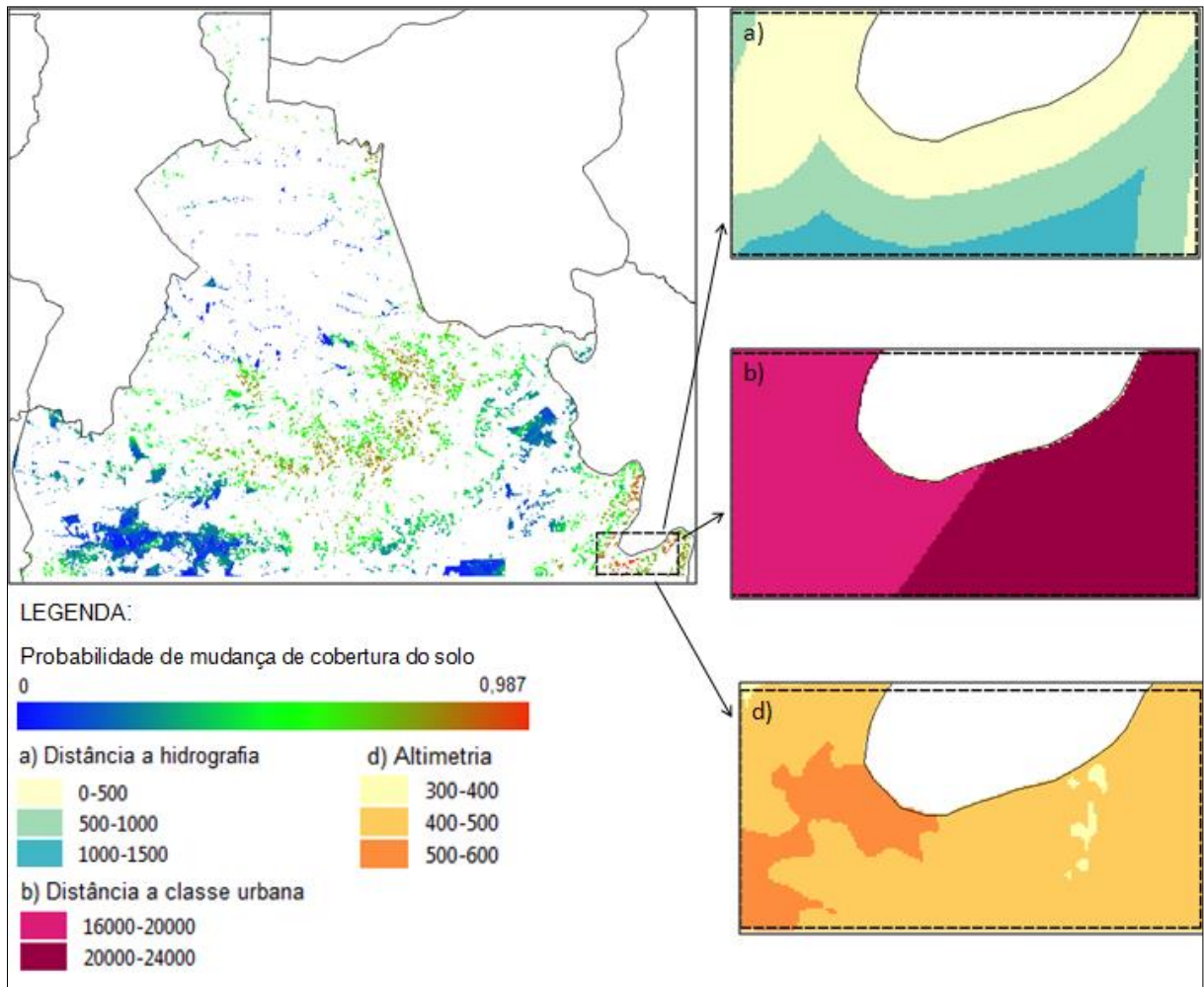


Figura 21- Probabilidade de mudança da classe 'vegetação para agrícola'.

Como observa-se na Figura 21 as áreas com maiores tendências de mudanças localizam-se na parte sul da classe urbana e na sudeste próximo ao rio Tibagi, destacada pelo retângulo.

6.2.4.3 Expansão da vegetação

A expansão das áreas de vegetação no presente estudo foram analisadas pela mudança de classe 'agrícola para vegetação', que podem ser entendidas como retração de áreas agrícolas. A Tabela 8 mostra as variáveis que influenciaram nesta mudança.

Tabela 8- Pesos de evidência das variáveis para a mudança de classe 'agrícola para vegetação'.

Agrícola para Vegetação					
Variável	Faixa	Percentual de área (%)	Área mudada (m²)	Peso W	Contraste
Altimetria	400 <= v < 500	0,110	558600	0,069	0,136
Altimetria	500 <= v < 600	0,072	367980	-0,099	-0,153
Altimetria	600 <= v < 700	0,000	840	3,154	3,155
Distância_estrada	0 <= v < 500	0,123	626100	-0,134	-0,348
Distância_estrada	500 <= v < 1000	0,065	331980	0,259	0,353
Distância_estrada	1000 <= v < 1500	0,018	91620	0,114	0,124
Distância_estrada	1500 <= v < 2000	0,007	36210	0,134	0,138
Distância_hidrografia	0 <= v < 500	0,107	546750	0,209	0,382
Distância_hidrografia	500 <= v < 1000	0,062	314280	-0,083	-0,118
Distância_hidrografia	1000 <= v < 1500	0,031	159750	-0,274	-0,330
Distância_hidrografia	1500 <= v < 2000	0,011	56760	-0,365	-0,390
Distância_urbana	0 <= v < 1000	0,028	142590	-0,097	-0,113
Distância_urbana	2000 <= v < 3000	0,017	87630	0,248	0,267
Distância_urbana	3000 <= v < 4000	0,014	69870	0,193	0,205
Distância_urbana	4000 <= v < 5000	0,012	60690	0,048	0,051
Distância_urbana	6000 <= v < 7000	0,012	61230	-0,112	-0,120
Distância_urbana	7000 <= v < 8000	0,013	66780	-0,080	-0,086
Distância_urbana	9000 <= v < 10000	0,012	62700	-0,172	-0,183
Distância_urbana	10000 <= v < 11000	0,010	51420	-0,344	-0,365
Distância_urbana	11000 <= v < 12000	0,009	43890	-0,128	-0,134
Distância_urbana	13000 <= v < 14000	0,008	41160	0,207	0,214
Distância_urbana	14000 <= v < 15000	0,005	27780	-0,103	-0,106
Distância_urbana	15000 <= v < 16000	0,005	24990	0,127	0,129
Distância_urbana	17000 <= v < 18000	0,004	19050	0,191	0,194
Distância_urbana	18000 <= v < 19000	0,003	14310	0,519	0,524
Distância_urbana	19000 <= v < 21000	0,003	14250	0,862	0,869
Distância_urbana	21000 <= v < 22000	0,001	7140	0,135	0,136
Distância_urbana	22000 <= v < 23000	0,001	7080	1,178	1,182

A Tabela 8 mostra que a variável altimetria na faixa de 400 a 500 metros teve a maior importância em termos de área mudada para expansão da vegetação em relação as demais faixas altimétricas. Já para a variável distância a hidrografia a faixa mais relevante em termos de área mudada foi a distância de 0 a 500 metros. Com base nessas duas observações, percebe-se a tendência da expansão da vegetação em altitudes mais baixas, onde se encontram os cursos d'água. Talvez essa tendência, seja reflexo do novo código florestal, o qual estabelece que as propriedades rurais devem fazer o Cadastro Ambiental Rural e regularizar as áreas de Reserva Legal e Áreas de Preservação Permanente (Lei 12.651/12).

A faixa altimétrica de 500 a 600 metros se mostrou desfavorável ao aumento da classe vegetação. Já na faixa altimétrica de 600 a 700 metros a variável teve o maior peso W^+ favorável a mudança de classe 'agrícola para vegetação' da Tabela 8, porém influenciou uma área pequena de 840 m².

Assim como na Tabela 7, podemos observar na Tabela 8 que a variável distância a estradas na faixa de 0 a 500 metros, favorece a presença de áreas agrícolas em detrimento a áreas de vegetação. Já as faixas da variável distância a

estradas compreendidas entre 500 a 2000 metros são favoráveis a expansão da vegetação.

A variável distância a classe urbana, tem peso W^+ desfavorável a mudança de classe 'agrícola para vegetação' nas faixas de 0 a 1000 metros e de 6000 a 15000 metros, sendo favorável a regeneração da vegetação na faixa de 2000 a 5000 metros, conforme a Tabela 8.

A Figura 22 representa o mapa de probabilidade de mudança de classe 'agrícola para vegetação'. A área destacada com o retângulo em linha tracejada representa uma das áreas de maior probabilidade de ocorrer a regeneração da vegetação. Do lado direito da figura encontra-se as variáveis explicativas para a mudança de classe em questão. A variável distância a estrada não foi representada na Figura 22, porque a estrada mais próxima da região destacada localiza-se em uma distância superior a 2500 metros, portanto não influenciou as mudanças desta área específica.

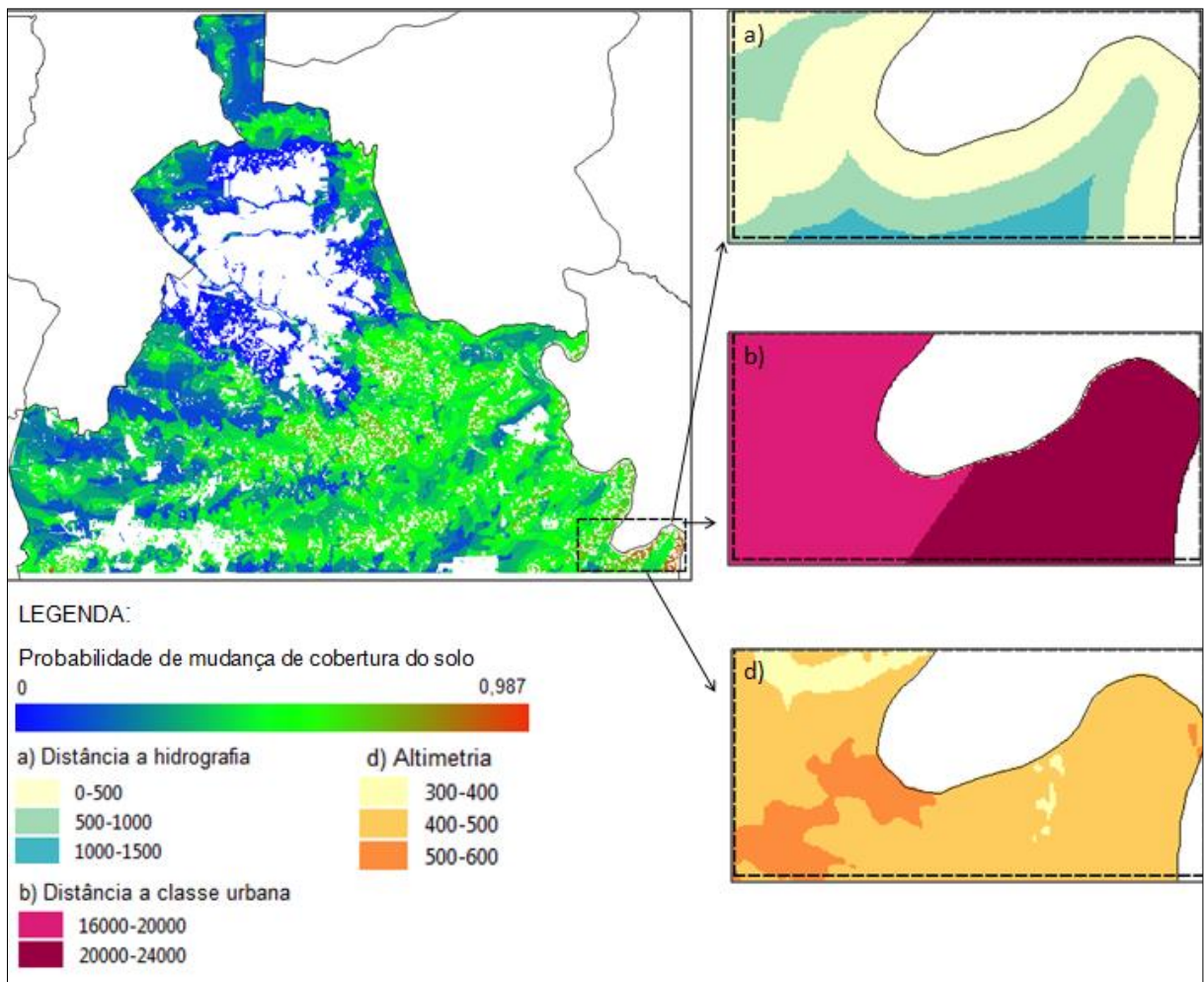


Figura 22- Probabilidade de mudança da classe 'agrícola para vegetação'.

A partir da Figura 22 pode-se verificar que as áreas com menor probabilidade de expansão da vegetação localizam-se nos limites da classe urbana, que está pintada de branco no mapa de probabilidade.

6.2.5 Avaliação de mudança por evidência

Esta seção destina-se a avaliação da importância de cada variável explicativa nos diferentes tipos de mudança de cobertura e uso do solo, para saber qual mudança de classe é mais influenciada por cada variável, avaliando apenas o peso de evidência.

A Figura 23 representa a influência da variável altimetria, dada pelo peso W^+ em cada tipo de mudança. Percebe-se que cada faixa altimétrica teve uma importância peculiar para influenciar determinado tipo de mudança de cobertura do solo. Por exemplo, a faixa de 400 a 500 metros representa as menores altitudes da área de estudo, onde a vegetação teve menor tendência de supressão, já na faixa de 500 a 600 metros localiza-se a área urbana do município em que os pesos de evidência foram mais favoráveis a expansão urbana.

Analisando o valor do peso de evidência (Figura 23) pode-se dizer que a mudança de classe de cobertura do solo mais influenciada por essa variável é de agrícola para vegetação, na faixa de 600 a 700 metros. Entretanto, como visto na Tabela 8, essa região corresponde a uma área bem pequena.

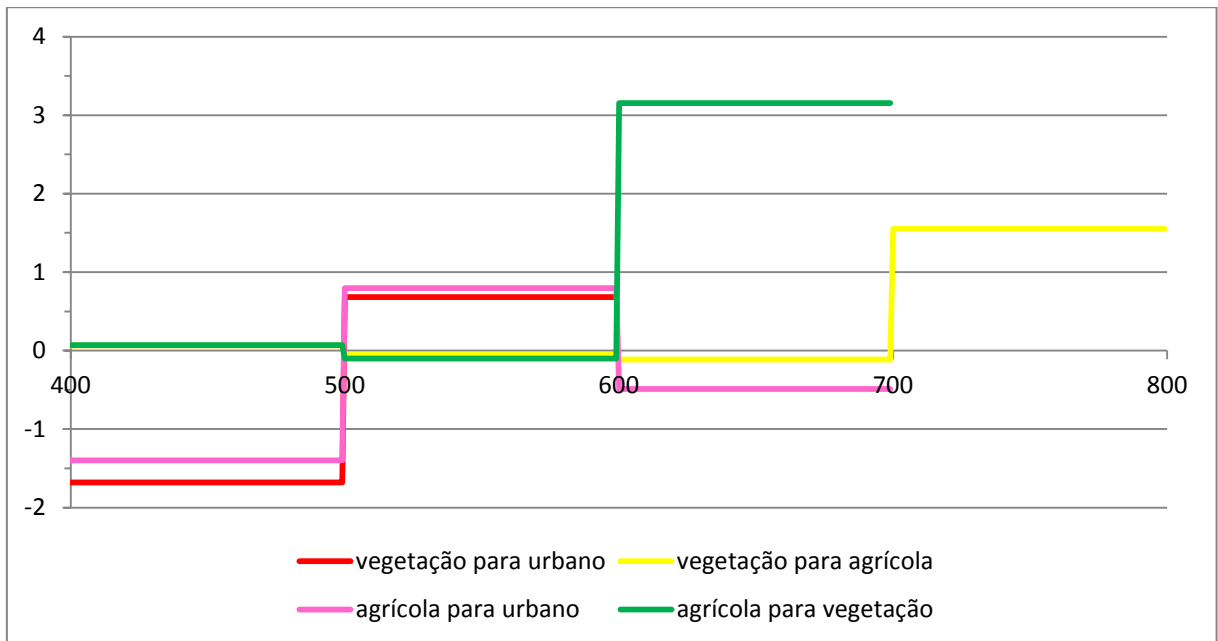


Figura 23- Avaliação de mudança de classe pela variável altimetria.

A variável distância a estradas teve maior importância para a mudança de classe 'vegetação para agrícola', na faixa de 0 a 500 metros da variável, sendo favorável a supressão da vegetação. Mas nas faixas de 500 a 2500 metros a variável estradas favoreceu tanto a permanência das áreas de vegetação (mudança vegetação para agrícola e mudança vegetação para urbano) como também a regeneração de novas áreas de vegetação (mudança agrícola para vegetação), conforme a Figura 24.

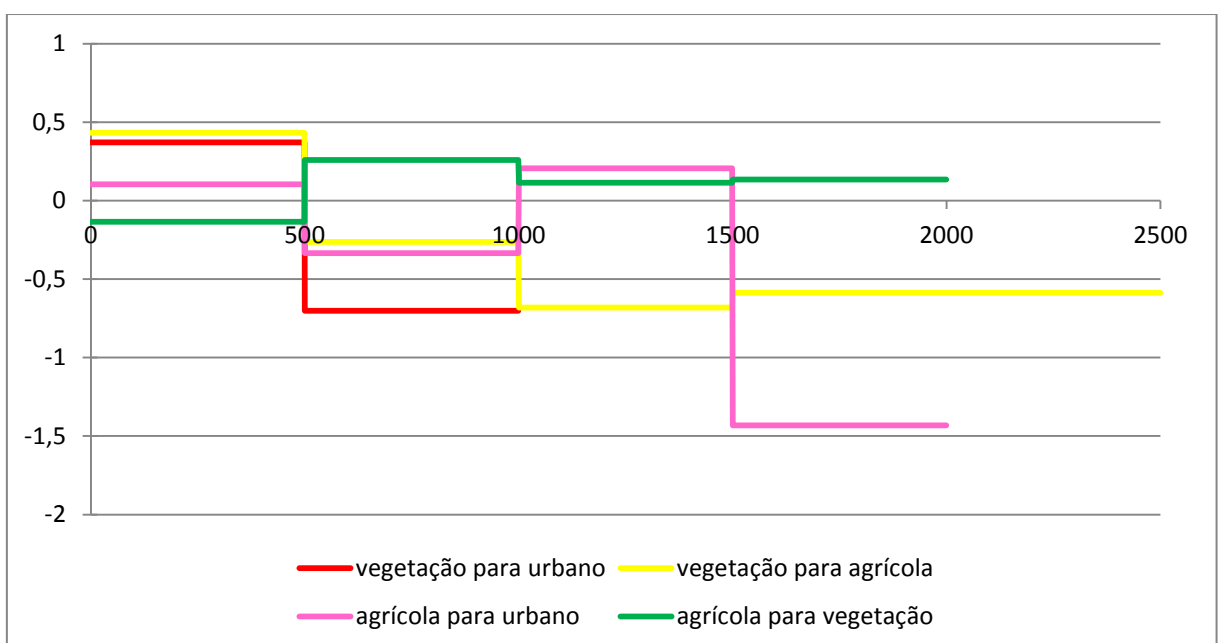


Figura 24- Avaliação de mudança de classe pela variável distância a estradas.

Observa-se na Figura 25 que a variável distância a hidrografia teve maior influência na mudança vegetação para urbano nas distâncias entre 1500 a 2000 metros, em uma pequena área (Tabela 5). E que foi menos favorável a mudança de classe 'agrícola para urbano' na faixa de 2000 a 2500 metros.

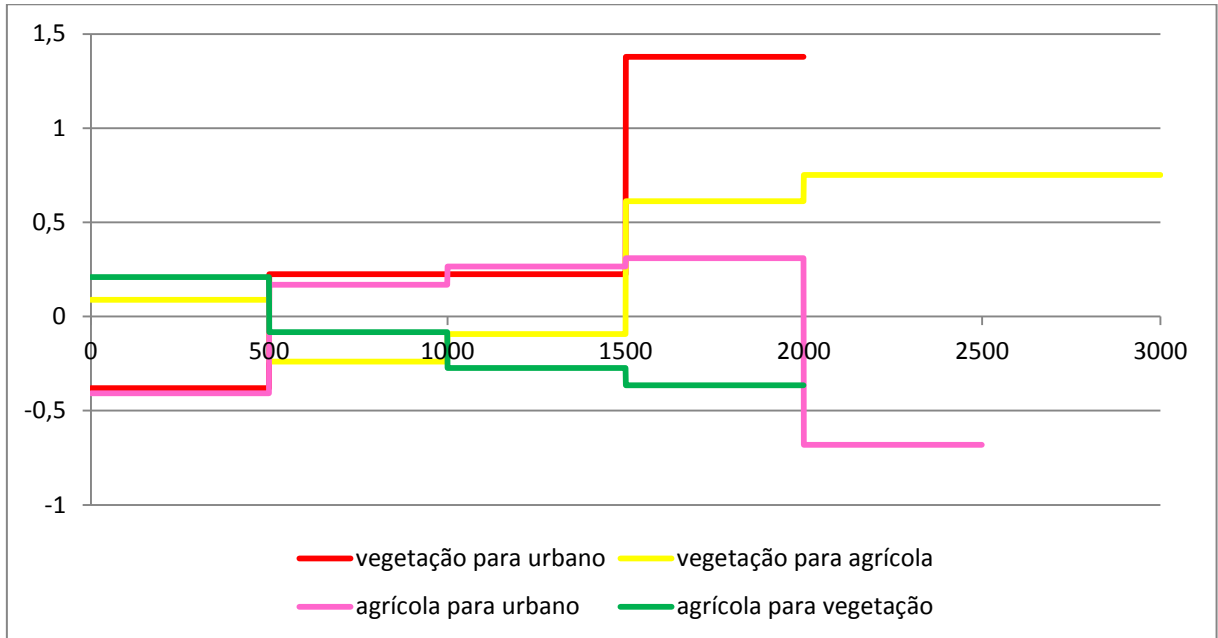


Figura 25 – Avaliação de mudança de classe pela variável distância a hidrografia.

A variável distância à classe urbana teve maior peso favorável as mudanças de classe 'vegetação para urbano' e de 'agrícola para urbano', na faixa de 0 a 1000 metros.

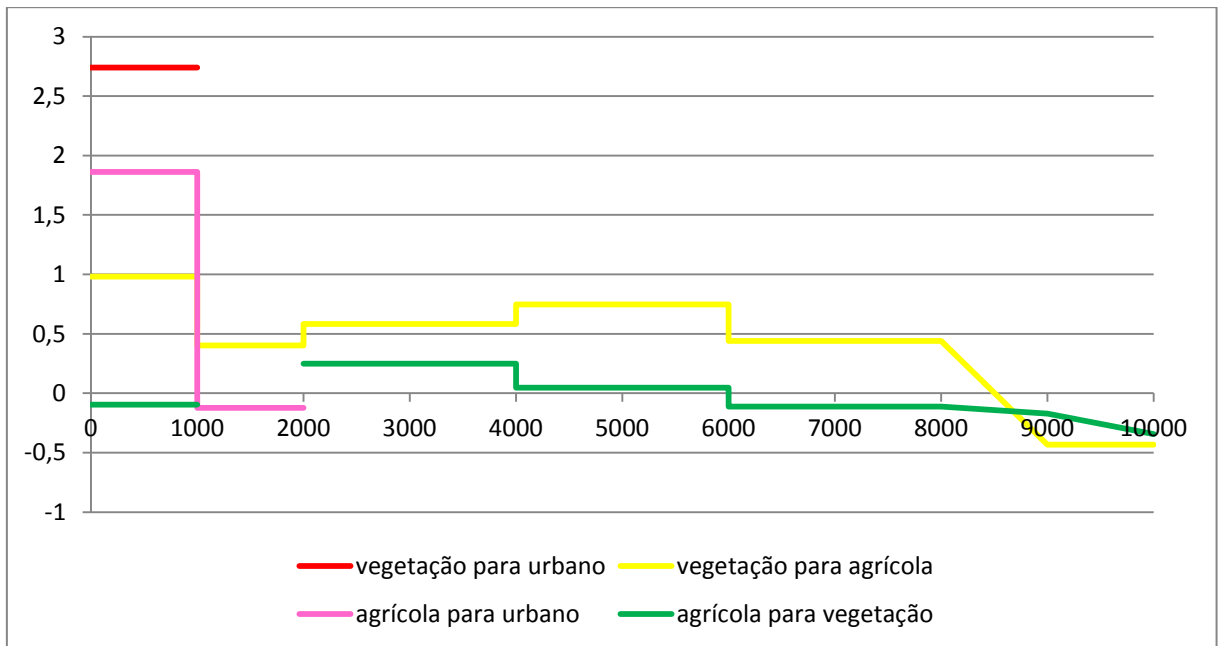


Figura 26- Avaliação de mudança de classe pela variável distância à área urbana.

4.2.6 Paisagem simulada de 2015

A partir dos mapas de probabilidade gerados no processo de modelagem, foi simulado um cenário referente ao ano de 2015. A Figura 27 mostra o cenário simulado da área de estudo de 2015.

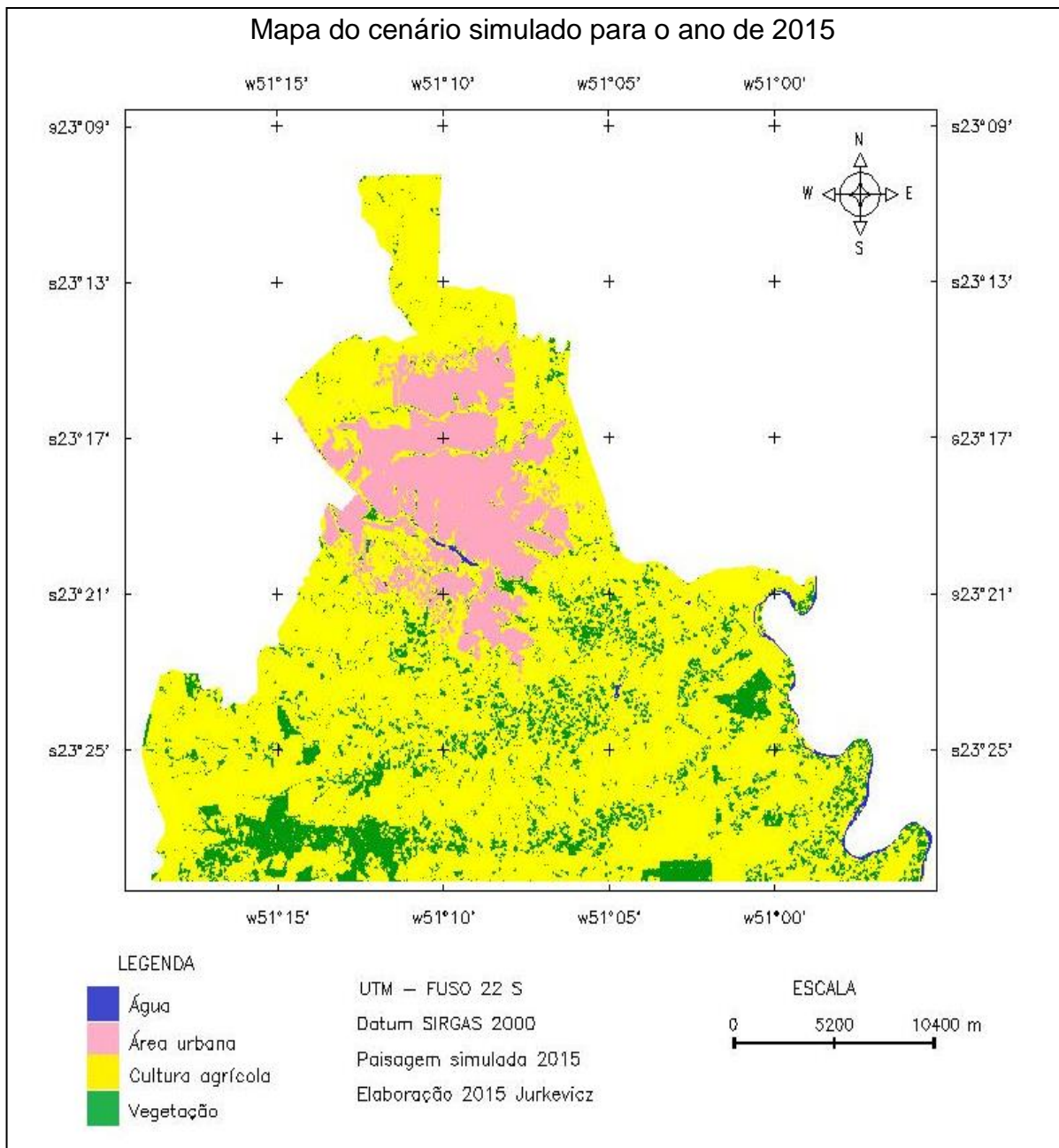


Figura 27- Cenário simulado para o ano de 2015.

6.2.7 Validação da paisagem simulada de 2015

A validação da paisagem simulada de 2015 gerada a partir das imagens classificadas de 2005 e 2010, foi realizada pelo método de análise de similaridade Fuzzy proposto por Hagen (2003). Os valores próximos de 0 indicam baixa similaridade e valores próximos a 1 indicam alta similaridade entre o cenário

simulado de 2015 e a paisagem classificada de 2015. Valores acima de 0,45 são satisfatórios para indicar similaridade.

O valor mínimo de similaridade em relação à localização das mudanças de cobertura do solo obtido foi de 12% na janela de 1 *pixel* e a máxima similaridade obtida foi de 68% na janela 11x11 *pixels*, conforme mostra o gráfico da Figura 28. A variação do tamanho da janela na análise é feita para considerar não apenas a comparação *pixel a pixel* do resultado, mas considerar a comparação da vizinhança ao redor do *pixel*, a partir do tamanho da janela, justamente para minimizar os problemas decorrentes de correções geométricas das imagens.

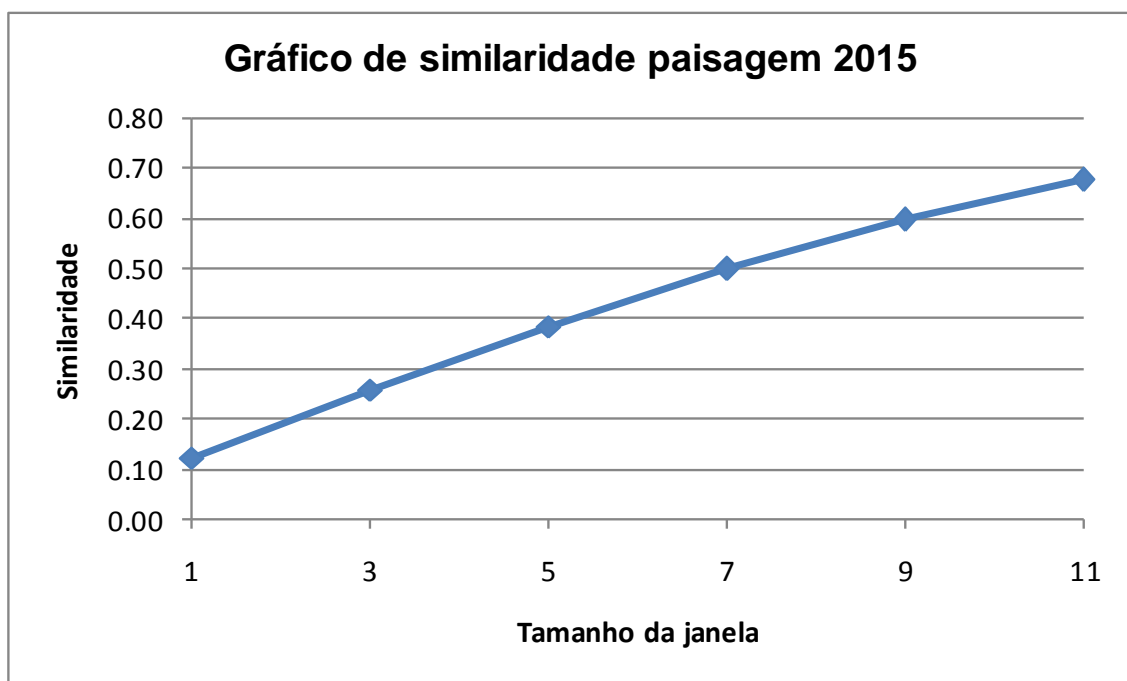


Figura 28- Gráfico representando o ajuste do modelo por tamanho da janela.

A partir da Figura 28, pode-se afirmar que a simulação atingiu o valor de similaridade satisfatório de 45% na janela de 5x5 *pixels*. Como a similaridade Fuzzy atingiu o grau de semelhança desejada, os pesos obtidos na modelagem foram utilizados para simular a paisagem de 2020.

6.2.8 Simulação do cenário futuro de 2020

Comparando visualmente a imagem classificada de 2015 com a imagem simulada de 2020, é difícil observar as mudanças de cobertura do solo, Figura 29. As áreas destacadas com retângulos delimitados com a linha tracejada (Figura 29) mostram áreas onde poderiam ocorrer mudanças de classe de cobertura do solo. É possível observar a regeneração da área de vegetação nos retângulos (a) e (b), e a supressão das áreas de vegetação no retângulo (c), conforme Figura 29.

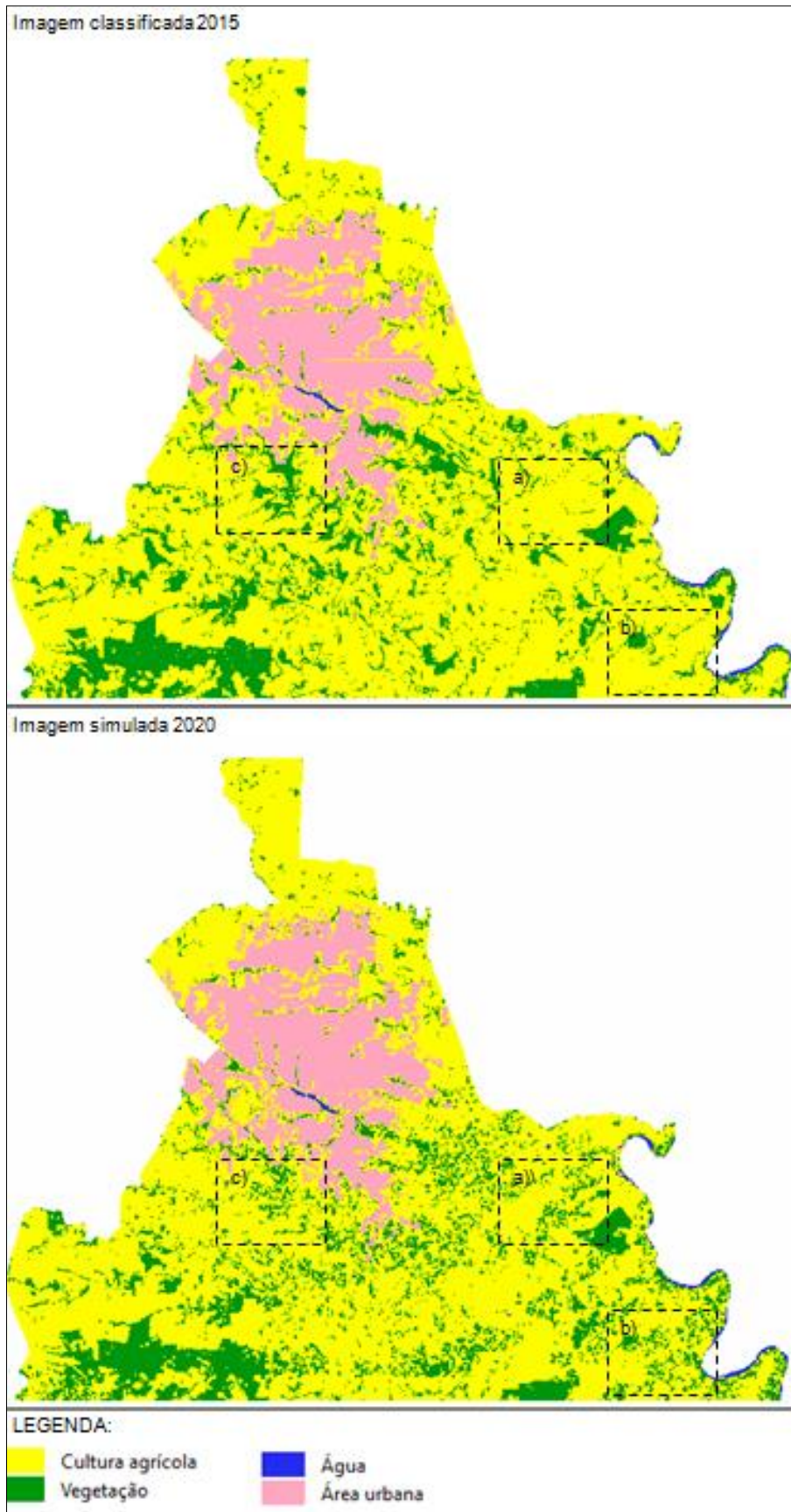


Figura 29- Comparação da imagem classificada de 2015 e a imagem simulada de 2020.

Com a linguagem Legal do *software* Spring (Apêndice 5) foi possível obter mapa que mostra as áreas em que a simulação aponta possíveis mudanças de cobertura do solo, de acordo com as possíveis mudanças de classe 'vegetação para urbano', 'vegetação para agrícola', 'agrícola para urbano' e 'agrícola para vegetação', conforme Figura 30, em que observa-se onde pode predominar cada tipo de mudança, conforme a simulação realizada.

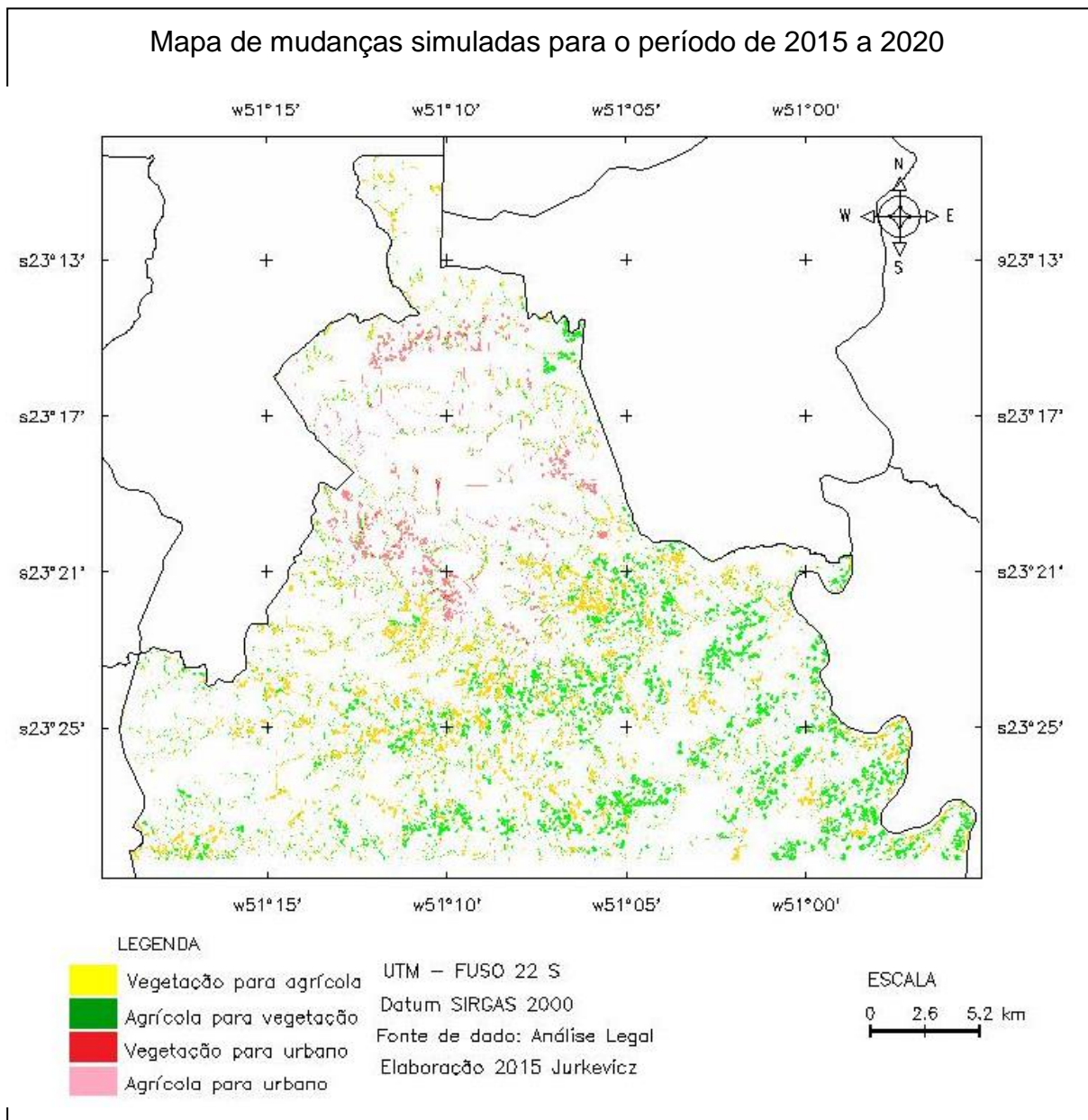


Figura 30- Mapa das mudanças simuladas para 2020 em relação à imagem classificada de 2015.

A Tabela 9 mostra a área provável de cada mudança de cobertura do solo simulada para a região norte de município de Londrina no ano de 2020.

Tabela 9- Área da mudança de cobertura do solo da imagem simulada 2020

Classe inicial	Classe final	Área km²
Vegetação	Urbano	0,2745
Vegetação	Agrícola	34,3278
Agrícola	Urbano	9,7893
Agrícola	Vegetação	39,4011

De acordo com a imagem classificada de 2015 (Figura 9) e o cenário simulado de 2020, a previsão foi que a classe urbana pode aumentar 9% de sua área em cinco anos, que corresponde a uma expansão de 8,2 km². Para a classe vegetação, a tendência de expansão seria ainda maior, corresponderia a 32% da área inicial da classe vegetação, o que equivale a 26,2 km², de acordo com a simulação a expansão ocorreria principalmente na região sudeste e sudoeste da paisagem. Já a classe cultura agrícola diminuiria 32,9 km² que corresponde a 7% de sua área inicial.

7 CONCLUSÃO

A partir do modelo de simulação criado foi possível observar as principais tendências de mudança de cobertura do solo para a região norte do município de Londrina e como será sua distribuição espacial. Entre elas verificou-se a expansão urbana em direção as áreas periféricas da cidade, a expansão da vegetação próximas aos cursos d'água, e a diminuição das áreas agrícolas.

A modelagem por pesos de evidência apresentou-se bastante interessante para o propósito deste estudo e ao mesmo tempo complexa, pois gera muitos resultados que não são triviais de serem interpretados em conjunto.

Enfatiza-se que o cenário futuro obtido a partir da modelagem das paisagens é apenas uma representação da realidade, a qual pode servir como instrumento de análise para diferentes estudos ambientais, pois mostra as possíveis consequências que determinadas escolhas de uso do solo podem provocar nos recursos naturais e na dinâmica da paisagem como um todo. No presente estudo, foi possível observar que a proximidade a estradas pavimentadas, pode ser relevante para mudança de classe vegetação e/ou agrícola para a classe urbana. Por outro lado, tal influência mostra-se ambientalmente desfavorável, uma vez que as estradas podem exercer pressão antrópica sobre ambientes naturais, como por exemplo, Unidades de Conservação.

Estudos de modelagem são importantes para estimar mudanças que podem vir a ocorrer. São resultados de um conjunto enorme de dados, onde a paisagem simulada pode corresponder ou não com a realidade futura. Entretanto, mesmo não acertando sempre, os modelos não perdem sua importância, e continuam sendo uma ferramenta importante para fornecer informações que auxiliem na solução de questões ambientais, econômicas e sociais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, Cláudia M. de. **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). 323 f. 2003. Tese (Doutorado) – Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2004.

BATISTA, Ligia F. A. **Modelagem espaço-temporal do crescimento de macrófitas submersas**. 242 f. 2011. Tese (Doutorado) – Pós-Graduação em Ciências Cartográficas. Universidade Júlio de Mesquita Filho (UNESP), Presidente Prudente, 2011. Disponível em: < <http://base.repositorio.unesp.br/handle/11449/100266>>. Acesso em: 11 out. 2014.

BONHAM-CARTER, G. F. *Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS*. Ontario: Pergamon, 1994. (Computer Methods in the Geosciences, v. 13).

BONIFÁCIO, Cássia M.; NÓGREGA, Maria T. de. Bacia do Córrego Rancho Alegre, Avaré-SP: as transgressões à legislação ambiental. In: WORKSHOP INTERNACIONAL SOBRE PLANEJAMENTO E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL EM BACIAS HIROGRÁFICAS. **Anais...** Editor: FCT/UNESP, Presidente Prudente, 2013. Disponível em: < <http://bacias.fct.unesp.br/4workshopbacias/downloads.html>>. Acesso em: 29 out. 2014.

BRAGA, Benedito; HESPANHOL, Ivanildo; CONEJO, Loão G. L.; MIERZWA, José C.; BARROS, Mario T. L.; SPENCER, Milton; PORTO, Monica; NUCCI, Nelson; JULIANO, Neusa; EIGER, Sérgio. **Introdução à engenharia ambiental**. 2ª edição. São Paulo: Pearson Prentice Hall. 2005.

BRAND, Veronika S.; Uzêda, Talita R. de.; Batista, Ligia F. A. Estimativa de áreas de risco de alagamento na bacia do Ribeirão Lindóia no Paraná. In: WORKSHOP INTERNACIONAL SOBRE PLANEJAMENTO E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL EM BACIAS HIROGRÁFICAS. **Anais...** Editor: FCT/UNESP, Presidente Prudente, 2013. Disponível em: < <http://bacias.fct.unesp.br/4workshopbacias/downloads.html>>. Acesso em: 29 out. 2014.

DELANEZE, Marcelo E.; RIEDEL, Paulina S.; MARQUES, Mara L.; FERREIRA, Mateus V; BENTZ, Cristina M. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. **Anais...** Editor: INPE. Curitiba PR. 2011. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p0538.pdf>> Acesso em: 20 jul. 2015.

DIAS, Lidiane t.; WALDE, Detlef H. Modelagem da dinâmica espacial do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do Lago Paranoá-DF. **Revista Brasileira**

Cartográfica, n. 65/1, p.77-94. 2013. Disponível em: <<http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/511>>. Acesso em: 9 nov. 2014.

ELIAS, Marcio J. de.; MACEDO, Felipe R. Alteração das propriedades físicas do solo pelo manejo agrícola incorreto, gerando impactos na bacia hidrográfica. In: WORKSHOP INTERNACIONAL SOBRE PLANEJAMENTO E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL EM BACIAS HIROGRÁFICAS. **Anais...** Editor: FCT/UNESP, Presidente Prudente, 2013. Disponível em: <<http://bacias.fct.unesp.br/4workshophacias/downloads.html>>. Acesso em: 29 out. 2014.

Hagen, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. *International Journal of Geographical Information Science*, 17 (3), p.235-249, 2003.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual Técnico de Uso da Terra**. Rio de Janeiro> IBGE, 2013. 3ª edição. Disponível em: <ftp://geofp.ibge.gov.br/documentos/recursos_naturais/manuais_tecnicos/manual_uso_da_terra.pdf>. Acesso em: 24 nov. 2014.

INPE. Apostila de curso – SPRING-3.3. Aula 3 – Registro de imagem. INPE. 1999. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/teoria/aula3.pdf>> Acesso em: 20 jul. 2015.

KAWASHIMA, Renata S.; ALMEIDA, GIANNOTTI, Mariana A.; QUINTANILHA, José A.; ALMEIDA, Cláudia M. Análise das Mudanças Temporais de Cobertura da Terra na Região Portuária da Baixada Santista –SP e a Proposição de Modelos de Dinâmica Espacial. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17. **Anais...** Editor: INPE. João Pessoa. 2015. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2015/files/p0199.pdf>> Acesso em: 20 jul. 2015.

MENESES, Paulo R.; ALMEIDA, Tati de. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. UNB e CNPq. Brasília, 2012. Disponível em: <<http://www.cnpq.br/documents/10157/56b578c4-0fd5-4b9f-b82a-e9693e4f69d8>>. Acesso em: 05 out. 2014.

NASCIMENTO, Nathália; GERHARD Pedro; WATRIN, Orlando S. Análise comparativa de cenários futuros de uso da terra no Nordeste Paraense. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16. **Anais...** Editor: INPE. Foz do Iguaçu. 2013. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/files/p1179.pdf>> Acesso em: 28 out. 2014.

NOVO, Evlyn M. L. de M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. São Paulo: Blucher, 2008.

OKA, Chisato F.; SANTOS, Leonardo J. C.; CANALI, Naldy E.; FIORI, Alberto P.; SILVEIRA, Claudinei T.; BRISKI, Sandro J.; FELIPE, Rogério S.; SILVA, Júlio L.S.; ROSS, Jurandyr L.S. **Atlas geomorfológico do Estado do Paraná** – Escala base 1:250.000, modelos reduzidos 1:500.00/ Minerais do Paraná. Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2006. Disponível em: <http://www.mineropar.pr.gov.br/arquivos/File/MapasPDF/Geomorfologicos/atlas_geomorforlogico.pdf>. Acesso em: 29 setembro 2015.

REIS, Mônica F. dos.; OLIVEIRA, Rafael F. de. A relação planejamento urbano e qualidade de vida: análise sobre a cidade de Campinas-SP. **Revista Geográfica de América Central**, Costa Rica, p. 1-12, 2011.

RODRIGUES, Flavia M.; PISSARRA, Teresa C. T.; COSTA, Renata C. A.; CAMPOS, Sergio. Compartimentalização da bacia hidrográfica do Córrego Rico para planejamento ambiental. In: WORKSHOP INTERNACIONAL SOBRE PLANEJAMENTO E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL EM BACIAS HIROGRÁFICAS. **Anais...** Editor: FCT/UNESP, Presidente Prudente, 2013. Disponível em: < <http://bacias.fct.unesp.br/4workshopbacias/downloads.html>>. Acesso em: 29 out. 2014.

ROSSETTO, Elson F. S.; VLEIRA, Ana O. S. **Checklist da flora vascular do Parque Estadual da Mata dos Godoy, Londrina, Paraná, Brasil**. Londrina. 2010. Disponível em: < http://www.iap.pr.gov.br/arquivos/File/Pesquisa%20em%20UCs/resultados%20de%20Pesquisa/194_09_Ana_Odete_Santos_Vieira.pdf>. Acesso em: 12 nov. 2014.
SÁNCHEZ, Luis E. **Avaliação de impacto ambiental: conceitos e métodos**. São Paulo: Oficina de Textos. 2008.

SAUSEN, T.M. **Projeto Educa SeRe III: Elaboração de carta imagem para o ensino de sensoriamento Remoto – Utilização de Cartas Imagens-CBERS como recurso didático em sala de aula**. 1999. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/vcsr/files/capitulo_14.pdf>. Acesso em 12 nov. 2014.

SILINGOVSKI JUNIOR, Emydio. **Análise da temperatura em função das características da cobertura do solo e condições de entorno em Londrina – PR**. 2006. Dissertação (mestrado) – Curso de mestrado em engenharia de edificações e saneamento da Univesidade Estadual de Londrina, Londrina, 2006. Disponível em:< <http://www.uel.br/pos/enges/portal/pages/arquivos/dissertacao/30.pdf>>. Acesso em: 12 nov. 2014.

SILVA, Camila A. A. da.; SAKAMOTO, Arnaldo Y.; OLIVEIRA, Gustavo H. A análise multitemporal do uso e ocupação da terra na bacia hidrográfica do Córrego Aviação, Brasilândia/MS. In: WORKSHOP INTERNACIONAL SOBRE PLANEJAMENTO E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL EM BACIAS HIROGRÁFICAS. **Anais...**

Editor: FCT/UNESP, Presidente Prudente, 2013. Disponível em: <<http://bacias.fct.unesp.br/4workshopbacias/downloads.html>>. Acesso em: 29 out. 2014.

SOARES FILHO, Britaldo S.; RODRIGUES, Hermann O.; COSTA, William L. **Modelagem de Dinâmica ambiental com Dinâmica EGO**. 2009. Disponível em: <http://www.csr.ufmg.br/dinamica/tutorial/Dinamica_guia_pratico_portugues.pdf>. Acesso em: 01 nov. 2014.

STEFFEN, Carlos A. **Introdução ao sensoriamento remoto**. Instituto Nacional de pesquisas espaciais, divisão de sensoriamento remoto. Disponível em: <<http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm>>. Acesso em: 10 nov. 2014.

SUAREZ, Alerson F.; SOARES FILHO, Britaldo S. Estudo da mudança de uso e cobertura do solo na bacia do Rio Formiga- MG. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 65/3, p. 417-429. 2013. Disponível em: <<http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/595>>. Acesso em: 20 set. 2014.

TRENTIN, Gracieli; Freitas, Maria I. C.de. Modelagem da dinâmica espacial urbana: modelo de autômato celular na simulação de cenários para o município de Americanas - SP. **Revista Brasileira de Cartografia**, n.62, Edição especial 01. 2010. Disponível em: <<http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/274>>. Acesso em: 18 out. 2014.

XIMENES, Arimatéa C.; ALMEIDA, Cláudia M.de.; AMARAL, Silvana; ESCADA, Maria I. S.; AGUIAR, Ana P. D. de. Modelagem dinâmica do desmatamento na Amazônia. **Boletim Ciência Geodésicas, sec. Artigos**. Curitiba, v.14, n.3, p. 370-391, 2008.

APÊNDICES

Apêndice 1 – Pesos de Evidência

Índice de *Cramer*.

Sendo A e B áreas de mapas, denotada pela matriz T (Figura 31), com elementos T_{ij} , onde $i = 1, 2, \dots, n$ são as classes dos mapas B e $j = 1, 2, \dots, n$ são as classes do mapa A. T_{i+} representam os totais marginais T, para a soma da i-ésima linha, e T_{j+} para a soma da j-ésima coluna, sendo T_{++} a soma total de linhas e colunas. (Bonham-Carter, 1994).

		J = colunas			Total - Linha X_{i+}
		1	2	k	
I = linhas	1	X_{11}	X_{12}	X_{1k}	X_{1+}
	2	X_{21}	X_{22}	X_{2k}	X_{2+}
	k	X_{k1}	X_{k2}	X_{kk}	X_{k+}
Total - coluna X_{+j}		X_{+1}	X_{+2}	X_{+k}	X_{++}

Figura 31- Matriz T.
Fonte: Bonham-Carter, 1994.

$$T_{ij}^* = \frac{T_{i+}T_{+j}}{T_{++}} \quad (13)$$

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{(T_{ij} - T_{ij}^*)^2}{T_{ij}^*} \quad (14)$$

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{T_{++}M}} \quad (15)$$

M é o mínimo entre (n-1, m-1)

Incerteza de Informação Conjunta (IIC).

Supondo que T_{ij} sejam transformados para proporções de área p_{ij} , dividindo-se cada T_{ij} por T_{++} , temos:

$$H(A) = - \sum_{j=1}^m p_{+j} \ln p_{+j} \quad (16)$$

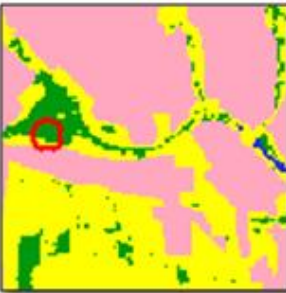


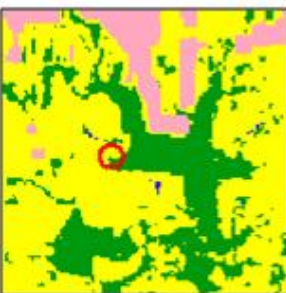


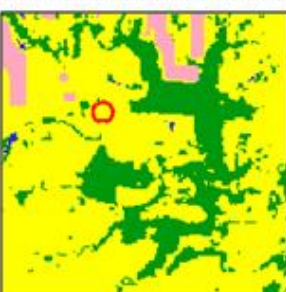
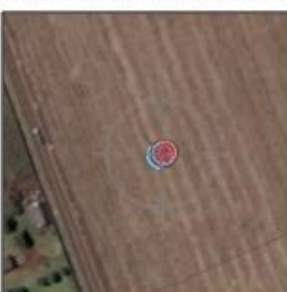

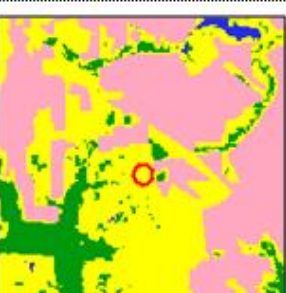


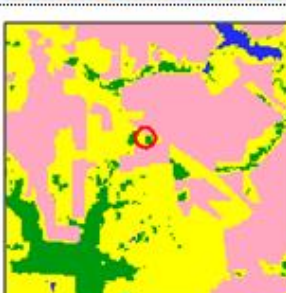


$$H(B) = - \sum_{i=1}^n p_{i+} \ln p_{i+} \quad (17)$$

$$H(A, B) = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (18)$$




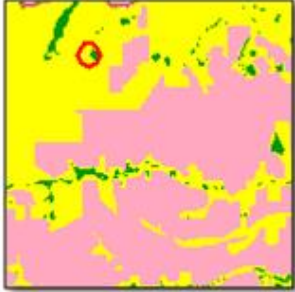











O (IIC) varia entre (0) independente e (1) dependente.

$$IIC(A, B) = 2 \left[\frac{H(A) + H(B) - H(A, B)}{H(A) + H(B)} \right] \quad (19)$$

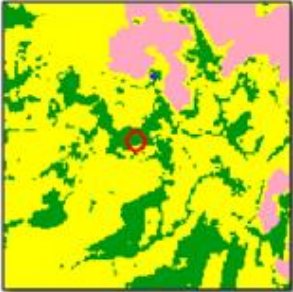


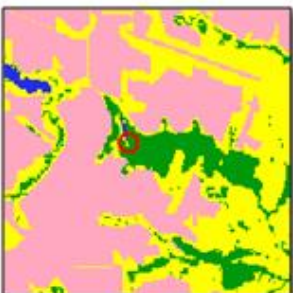








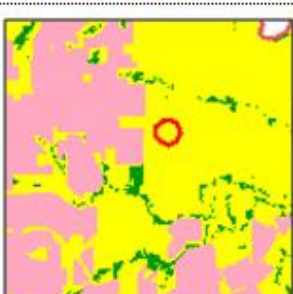


Apêndice 2 (continua) - Validação em campo com GPS para classificação MAXVER 2015.

CLASSE TEMÁTICA	IMAGEM LANDSAT 8	IMAGEM GPS	CARACTERÍSTICAS NO CAMPO
P1 - VEGETAÇÃO X=479034 Y=7421241			
P2 - VEGETAÇÃO X=480572 Y=7416001			
P3 - CULTURA AGRÍCOLA X=480143 Y=7415833			
P4 - CULTURA AGRÍCOLA X=482798 Y=7416982			
P5 - VEGETAÇÃO X=482518 Y=7417818			

Apêndice 2 (continua) - Validação em campo com GPS para classificação MAXVER 2015.

CLASSE TEMÁTICA	IMAGEM LANDSAT 8	IMAGEM GPS	CARACTERÍSTICAS NO CAMPO
P6 - CULTURA AGRÍCOLA X=479790 Y=7428169			
P7 - VEGETAÇÃO X=479853 Y=7428627			
P8 - CULTURA AGRÍCOLA X=478052 Y=7427974			
P9 - VEGETAÇÃO X=476621 Y=7427561			
P10 - CULTURA AGRÍCOLA X=476673 Y=7427887			

Apêndice 2 (fim) - Validação em campo com GPS para classificação MAXVER 2015.

CLASSE TEMÁTICA	IMAGEM LANDSAT 8	IMAGEM GPS	CARACTERÍSTICAS NO CAMPO
P11 - VEGETAÇÃO X=483870 Y=7414045			
P12 - VEGETAÇÃO X=485729 Y=7418194			
P13 - CULTURA AGRÍCOLA X=485958 Y=7425725			
P14 - VEGETAÇÃO X=486148 Y=7426605			
P15 - CULTURA AGRÍCOLA X=486867 Y=7427375			

Apêndice 3 – Tabela com valores do teste Índice de Cramer e Incerteza de Informação Conjunta considerando todas as variáveis explicativas.

Classe inicial	Classe final	Primeira variável	Segunda variável	Índice de Cramer	Incerteza de Informação Conjunta
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Declividade,	0,70	0,74
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Estrada,	0,45	0,48
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Hidrografia,	0,46	0,55
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Classe urbana,	0,48	0,56
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Solo,	0,73	0,38
Urbano	Vegetação	Declividade,	Estrada,	0,70	0,56
Urbano	Vegetação	Declividade,	Hidrografia,	0,70	0,62
Urbano	Vegetação	Declividade,	Classe urbana,	0,70	0,63
Urbano	Vegetação	Declividade,	Solo,	0,72	0,49
Urbano	Vegetação	Estrada,	Hidrografia,	0,32	0,43
Urbano	Vegetação	Estrada,	Classe urbana,	0,25	0,45
Urbano	Vegetação	Estrada,	Solo,	0,73	0,28
Urbano	Vegetação	Hidrografia,	Classe urbana,	0,36	0,53
Urbano	Vegetação	Hidrografia,	Solo,	0,74	0,32
Urbano	Vegetação	Classe urbana,	Solo,	0,75	0,33
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Declividade,	0,70	0,91
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Estrada,	0,57	0,55
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Hidrografia,	0,58	0,58
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Classe urbana,	0,58	0,55
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Solo,	0,71	0,77
Urbano	Agrícola	Declividade,	Estrada,	0,70	0,57
Urbano	Agrícola	Declividade,	Hidrografia,	0,70	0,59
Urbano	Agrícola	Declividade,	Classe urbana,	0,70	0,56
Urbano	Agrícola	Declividade,	Solo,	0,70	0,80
Urbano	Agrícola	Estrada,	Hidrografia,	0,30	0,42
Urbano	Agrícola	Estrada,	Classe urbana,	0,30	0,42
Urbano	Agrícola	Estrada,	Solo,	0,71	0,51
Urbano	Agrícola	Hidrografia,	Classe urbana,	0,33	0,56
Urbano	Agrícola	Hidrografia,	Solo,	0,72	0,53
Urbano	Agrícola	Classe urbana,	Solo,	0,73	0,52
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Declividade,	0,70	0,74
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Estrada,	0,50	0,61
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Hidrografia,	0,46	0,56
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Classe urbana,	0,49	0,54
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Solo,	0,71	0,65
Agrícola	Vegetação	Declividade,	Estrada,	0,70	0,76
Agrícola	Vegetação	Declividade,	Hidrografia,	0,70	0,65
Agrícola	Vegetação	Declividade,	Classe urbana,	0,70	0,60
Agrícola	Vegetação	Declividade,	Solo,	0,70	0,80
Agrícola	Vegetação	Estrada,	Hidrografia,	0,50	0,55
Agrícola	Vegetação	Estrada,	Classe urbana,	0,51	0,53
Agrícola	Vegetação	Estrada,	Solo,	0,70	0,65
Agrícola	Vegetação	Hidrografia,	Classe urbana,	0,47	0,56
Agrícola	Vegetação	Hidrografia,	Solo,	0,73	0,58
Agrícola	Vegetação	Classe urbana,	Solo,	0,73	0,54
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Declividade,	0,70	0,91
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Estrada,	0,50	0,67
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Hidrografia,	0,51	0,53
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Classe urbana,	0,50	0,59
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Solo,	0,73	0,47
Agrícola	Urbano	Declividade,	Estrada,	0,70	0,70
Agrícola	Urbano	Declividade,	Hidrografia,	0,70	0,54
Agrícola	Urbano	Declividade,	Classe urbana,	0,70	0,60
Agrícola	Urbano	Declividade,	Solo,	0,72	0,49
Agrícola	Urbano	Estrada,	Hidrografia,	0,46	0,45
Agrícola	Urbano	Estrada,	Classe urbana,	0,45	0,50
Agrícola	Urbano	Estrada,	Solo,	0,72	0,35
Agrícola	Urbano	Hidrografia,	Classe urbana,	0,38	0,51
Agrícola	Urbano	Hidrografia,	Solo,	0,75	0,29
Agrícola	Urbano	Classe urbana,	Solo,	0,75	0,31

Apêndice 4 - Tabela com valores do teste Índice de Cramer e Incerteza de Informação Conjunta considerando as variáveis explicativas: distância a hidrografia, distância a estrada, distância a classe urbana, altimetria.

Classe inicial	Classe final	Primeira variável	Segunda variável	Cramer	Incerteza de Informação Conjunta
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Estradas,	0,41	0,57
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Hidrografia,	0,41	0,56
Urbano	Vegetação	Altimetria,	Urbano,	0,45	0,51
Urbano	Vegetação	Estradas,	Hidrografia,	0,41	0,55
Urbano	Vegetação	Estradas,	Urbano,	0,43	0,50
Urbano	Vegetação	Hidrografia,	Urbano,	0,42	0,47
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Estradas,	0,45	0,57
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Hidrografia,	0,41	0,56
Urbano	Agrícola	Altimetria,	Urbano,	0,46	0,49
Urbano	Agrícola	Estradas,	Hidrografia,	0,45	0,55
Urbano	Agrícola	Estradas,	Urbano,	0,47	0,48
Urbano	Agrícola	Hidrografia,	Urbano,	0,42	0,45
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Estradas,	0,41	0,57
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Hidrografia,	0,41	0,56
Agrícola	Vegetação	Altimetria,	Urbano,	0,46	0,48
Agrícola	Vegetação	Estradas,	Hidrografia,	0,41	0,55
Agrícola	Vegetação	Estradas,	Urbano,	0,43	0,46
Agrícola	Vegetação	Hidrografia,	Urbano,	0,39	0,44
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Estradas,	0,41	0,57
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Hidrografia,	0,41	0,56
Agrícola	Urbano	Altimetria,	Urbano,	0,46	0,47
Agrícola	Urbano	Estradas,	Hidrografia,	0,41	0,55
Agrícola	Urbano	Estradas,	Urbano,	0,43	0,46
Agrícola	Urbano	Hidrografia,	Urbano,	0,39	0,44

Apêndice 5- Algoritmo linguagem Legal do *software* Spring para obter mapa de simulação para mudanças de cobertura do solo.

```
{
Tematico class, simul ("CAT_Tematico");
Tematico result ("mudancas");

class = Recuperar( Nome = "classif2015" );
simul = Recuperar( Nome = "simulado2020" );
result = Novo( Nome = "mudancas", ResX = 30 , ResY = 30 );

result = Atribua ( CategoriaFim = "mudancas" )
{
    "veget_urbano" : (class.Classe == "vegetacao" && simul.Classe ==
"urbano"),
    "veget_agricola" : (class.Classe == "vegetacao" && simul.Classe
== "agricola"),
    "agricola_urbano" : (class.Classe == "agricola" && simul.Classe
== "urbano"),
    "agricola_veget" : (class.Classe == "agricola" && simul.Classe ==
"vegetacao")
};
}
```