UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS RURAIS
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL

Eliziane Pivoto Mello

# VALIDAÇÃO DE SIMULAÇÃO PARA CENÁRIO FUTURO DA MICRORREGIÃO DA CAMPANHA OCIDENTAL, RS, BRASIL

Santa Maria, RS
2018

**Eliziane Pivoto Mello**

# VALIDAÇÃO DE SIMULAÇÃO PARA CENÁRIO FUTURO DA MICRORREGIÃO DA CAMPANHA OCIDENTAL, RS, BRASIL

Tese apresentada ao Curso de Pós Graduação em Engenharia Florestal, Área de Concentração em Manejo Florestal, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS) como requisito parcial para obtenção do Grau de **Doutora em Engenharia Florestal.**

Orientador: Dr. Rudiney Soares Pereira

Santa Maria, RS

2018

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pela autora.

MELLO, Eliziane Pivoto
VALIDAÇÃO DE SIMULAÇÃO PARA CENÁRIO FUTURO DA MICRORREGIÃO DA CAMPANHA OCIDENTAL, RS, BRASIL / Eliziane Pivoto MELLO.- 2018.
170 p.; 30 cm

Orientador: Rudiney Soares Pereira
Coorientador: Frederico Dimas Fleig
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Ciências Rurais, Programa de Pós Graduação em Engenharia Florestal, RS, 2018

1. Dinamica EGO 2. Modelagem 3. Paisagem 4. Bioma Pampa I. Pereira, Rudiney Soares II. Fleig, Frederico Dimas III. Título.

---

© 2018

Todos os direitos autorais reservados a Eliziane Pivoto Mello. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.
E-mail: elizianemello@yahoo.com.br

**Eliziane Pivoto Mello**

# VALIDAÇÃO DE SIMULAÇÃO PARA CENÁRIO FUTURO DA MICRORREGIÃO DA CAMPANHA OCIDENTAL, RS, BRASIL

Tese apresentada ao Curso de Pós Graduação em Engenharia Florestal, Área de Concentração em Manejo Florestal, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS) como requisito parcial para obtenção do Grau de **Doutora em Engenharia Florestal.**

**Aprovada em 26 de fevereiro de 2018**

**Rudiney Soares Pereira, Dr.** (UFSM)
(Presidente/Orientador)

**Emanuel Araújo Silva, Dr.** (UFRPE)

**Elódio Sebem, Dr.** (Politécnico-UFSM)

**Dejanira Luderitz Saldanha, Dra.** (UFRGS)

**Elvis Rabuske Hendges, Dr.** (UNIOESTE)

Santa Maria, RS
2018

## DEDICATÓRIA

*Dedico esta Tese a minha filha Nina, anjo que Deus me permitiu conceber para auxiliar nas buscas que tenho empreendido. Ela tem sido a inspiração para meus projetos e a motivação para finalizá-los. Ela me faz crer que tudo que almejarmos, se for para o bem, é possível realizar.*

## AGRADECIMENTOS

A concretização desta Tese se deu em razão da soma de inúmeros esforços, estando esses atrelados não somente a minha dedicação, mas também ao auxílio e compreensão de alguns aos quais agradeço com gratidão, em especial:

A Deus, por me conceder perseverança durante o transcorrer desta caminhada. Graças a Ele houve persistência para transpor percalços, outorgando-me tranquilidade necessária para iluminar meus pensamentos durante a elaboração desta Tese.

Ao meu orientador, Rudiney Soares Pereira, pela orientação e confiança depositada, pela oportunidade de convivência com sua mente evoluída, bondosa e com seu grande poder de entendimento. Tornou-se para mim, sem dúvida, exemplo a ser seguido.

A minha filha Nina por aceitar, mesmo que involuntariamente, as minhas ausências diante da necessidade de dedicação ao doutorado. Espero que um dia ela entenda que essas foram necessárias para viabilizar um futuro melhor. Por ela não desisti e nunca desistirei.

A minha família, especialmente meus pais Valderli e Renilda Mello, por ensinar o valor dos estudos nas nossas vidas. Pelo zelo e carinho que tiveram com minha Nina nos momentos em que estive desenvolvendo a Tese. Aos meus irmãos Emerson e Anderson e cunhada Rita, pelo incentivo e torcida constante pelo meu sucesso.

Ao Antonio Antunes Costa Junior, pelo amor, carinho e paciência, além de auxílio em todas as saídas de campo. Mesmo que sua presença tenha surgido no decorrer do desenvolvimento desta Tese, tornou-se um verdadeiro companheiro, trazendo a paz e a parceria que me faltavam para sua finalização de uma forma mais producente.

Ao professor e colega Emanuel Araújo Silva pela amizade e pelo altruísmo em prol da ciência ao fornecer a base de dados de sua pesquisa de Doutorado. Sua atitude enobrece a ciência e faz perceber o verdadeiro sentido da pesquisa: trabalhar para a resolução de problemas e não para envaidecimento próprio.

Às colegas do PPG em Engenharia Florestal Elisiane Alba, Juliana Tramontina e Juliana Marchesan pelo auxílio e pelas relevantes opiniões. Por meio dessas,

agradeço aos demais integrantes do Laboratório de Sensoriamento Remoto – LabSere, que além de companheiros de jornada tornaram-se amigos.

Aos integrantes da Banca por contribuírem com adequações e melhorias que foram primordiais para o aperfeiçoamento da Tese.

À Universidade Federal de Santa Maria por permitir, de modo gratuito, o acesso a ensino de qualidade por meio da excelência de seus docentes e dos seus laboratórios.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Ensino Superior (CAPES) pela concessão de bolsa de doutorado.

Em suma, agradeço a todos, aqui nominados ou não, que de alguma forma contribuíram para que eu atingisse esse grande passo na minha caminhada. Sem dúvida, esse crescimento profissional também serviu para tornar-me um ser humano melhor, afinal, sem essa integração de nada seria válido meu aprimoramento.

*Sem sonhos, a vida não tem brilho. Sem metas, os sonhos não têm alicerces. Sem prioridades, os sonhos não se tornam reais. Sonhe, trace metas, estabeleça prioridades e corra riscos para executar seus sonhos. Melhor é errar por tentar do que errar por se omitir.*

(Augusto Cury)

## RESUMO

### VALIDAÇÃO DE SIMULAÇÃO PARA CENÁRIO FUTURO DA MICRORREGIÃO DA CAMPANHA OCIDENTAL, RS, BRASIL

AUTOR: Eliziane Pivoto Mello
ORIENTADOR: Rudiney Soares Pereira

A modelagem dinâmica de paisagens tem sido utilizada para simular cenários, quantificando e localizando as alterações ocorridas no uso e cobertura da terra ao longo do tempo. Com base nessas simulações, têm-se construído cenários projetando conversões no futuro. No entanto, inexistem estudos que validem esses resultados na medida em que tais períodos projetados sejam atingidos no presente. O objetivo da presente pesquisa foi avaliar a eficácia de uma modelagem dinâmica que simulou cenários futuros para a Microrregião da Campanha Ocidental do Rio Grande do Sul para validar ou rejeitar sua capacidade de predição. A partir de imagens do satélite OLI/LANDSAT 8 geraram-se dados reais para o ano de 2015, permitindo-se assim a comparação com dados oriundos de simulações realizadas no passado para o mesmo período. A quantificação e espacialização dos dados observados e simulados para 2015 foram testados em nível de pixel, por meio de tabulação cruzada e análise em Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico no *software* SPRING, e, em nível de janelas de pixels de 3x3 a 11x11, por meio de lógica *fuzzy* no *software* Dinamica EGO. Os resultados obtidos por meio do Spring demonstraram que, quantitativamente, os índices simulados superestimaram áreas de campo nativo em 4,74%, floresta em 4,59% e areal em 0,24%. Já para as classes de agricultura e água houve uma subestimação dos dados em 9,05% e 0,52%, respectivamente. Espacialmente, considerando correspondência em nível de pixel, os dados observados e simulados foram similares em 60,33% da área e discordantes em 39,67%. Considerando o total abrangido pela área de referência por classe (mapa real para 2015), percebeu-se que a classe campo nativo foi a que apresentou maior índice de manutenção, sendo distribuída corretamente em 68,52% da área de estudo, seguido por floresta em 59,60%, agricultura 52,46%, areal 49,74% e água 49,44%. A similaridade baseada em lógica *fuzzy* do Dinâmica EGO apresentou índices que variaram de 0,8165 a 0,8469 para janelas de 3x3 e 11x11, respectivamente, por decaimento exponencial. Considerando que o intuito da simulação para 2015 foi prospectar a abrangência de usos e cobertura da terra, reconhece-se que a análise por janelas de pixels é a mais indicada para interpretar os padrões previstos. Sendo assim, os altos índices de similaridade *fuzzy* por janelas de pixels validaram a simulação para a Microrregião da Campanha Ocidental do Rio Grande do Sul. Tal validação representa maior credibilidade para a modelagem dinâmica, sendo que os resultados poderão apoiar uma adequada gestão ambiental e econômica na área de estudo, especialmente no sentido de limitar as gradativas conversões de campos nativos em prol de cultivos agrícolas, projetadas para ocorrer na região.



**Palavras-chave:** Dinamica EGO; Modelagem; Paisagem; Bioma Pampa.

# VALIDATION OF SIMULATION FOR FUTURE SCENARIO OF THE CAMPANHA OCIDENTAL MICROREGION, RS, BRAZIL

AUTHOR: Eliziane Pivoto Mello
ADVISOR PROFESSOR: Rudiney Soares Pereira

Dynamic landscape modeling has been used to simulate scenarios, quantifying and tracking changes in use and land cover through time. Based on these simulations, scenarios have been constructed projecting conversions into the future. However, there are no studies that validate these results insofar as the projected periods be achieved in the present. The goal of this research was to evaluate the effectiveness of a dynamic modeling that simulated future scenarios for the Campanha Ocidental Microregion of Rio Grande do Sul in order to validate or reject its prediction capacity. OLI / LANDSAT 8 satellite images generated real data for the year 2015, thus allowing comparison with data from simulations carried out in the past for the same period. The quantification and spatialization of the observed and simulated data for 2015 were tested at the pixel level by means of cross tabulation and Spatial Language analysis for Algebraic Geoprocessing in SPRING software, and at window level of pixels from 3x3 to 11x11, through of fuzzy logic in the Dinamica EGO software. The results obtained using Spring showed that, in a quantitative way, the simulated indexes overestimated native field areas in 4.74%, forest in 4.59% and sandy areas in 0.24%. For the agriculture and water classes, there was an underestimation of the data by 9.05% and 0.52%, respectively. Spatially, considering pixel level matching, the observed and simulated data were similar in 60.33% of the area and discordant in 39.67%. Considering the total covered by the reference area by class (real map for 2015), it was observed that the native field class presented the highest maintenance index, being correctly distributed in 68.52% of the study area, followed by forest in 59,60%, agriculture 52,46%, sandy areas 49,74% and water 49,44%. The similarity based on fuzzy logic of the EGO Dynamics presented indexes ranging from 0.8165 to 0.8469 for 3x3 and 11x11 windows, respectively, by exponential decay. Considering that the purpose of the simulation for 2015 was to investigate the coverage of land and its breadth, it is recognized of pixel window analysis is best suited on interpreting the expected patterns. Thus, the high indexes of fuzzy similarity by pixel windows validated the simulation for the Campanha Ocidental Microregion of Rio Grande do Sul. Such validation represents greater credibility for dynamic modeling, and the results may support appropriate environmental and economic management in the study area, especially to limit the gradual conversions of native fields to agricultural crops, projected to occur in the region.

**Keywords:** Dinamica EGO; Modeling; Landscape; Pampa Biome.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Simulação para o ano de 2026 para a Microrregião da Campanha Ocidental .....37
Figura 2 – Cronologia demonstrando história de lançamento e desativação dos satélites da série Landsat .....42
Figura 3 – Principais técnicas de processamento de imagens.....45
Figura 4 – Deslocamento de linhas de imageamento em decorrência do movimento no sentido oeste-leste de rotação terrestre .....46
Figura 5 – Registro de imagem por meio de pontos controle utilizando sistema de coordenadas carta topográfica-imagem .....47
Figura 6 – Estruturação de bandas para obtenção de composição colorida. .....48
Figura 7 – Segmentação de Imagem com parâmetros de similaridade = (15) e área = (50). .....49
Figura 8 – Seleção de classes e histograma demonstrando distância baseada em Bhattacharya (A), segmentação (B) e segmentos usados para treinamento (C).....51
Figura 9 – Comparação entre dois mapas por similaridade *fuzzy* em relação a vizinhança das células centrais. .....61
Figura 10 – Situações ilustrando índices de similaridade obtidos pelo uso de comparação de vetores de vizinhança *fuzzy* e comparação *two-way*. .....62
Figura 11 – Situações ilustrando resultados obtidos pelo método célula a célula (A), método *fuzzy* célula a célula (B) e proposição de limiares (C) .....63
Figura 12 – Fluxograma das etapas de modelagem da plataforma Dinamica EGO..67
Figura 13 – Localização geográfica da área de estudo – Microrregião da Campanha Ocidental, RS, Brasil.....77
Figura 14 – Imagens demonstrando paisagens da APA do Ibirapuitã.....84
Figura 15 – Imagens demonstrando paisagens da Reserva Biológica do Banhado de São Donato.....86
Figura 16 – Imagens demonstrando paisagens do Parque Estadual do Espinilho....87
Figura 17 – Fluxograma contendo a primeira etapa da metodologia desenvolvida...88
Figura 18 – Fluxograma contendo a segunda etapa da metodologia desenvolvida..89
Figura 19 – Geração de pontos aleatórios no *software Erdas* .....97
Figura 20 – Etapas desenvolvidas no ArcGis para a verdade terrestre de 2015, baseando-se no mapa classificado (A), grade de pontos aleatórios (B) e mosaico de imagens *RapidEye* (C). .....97
Figura 21 – Mapa classificado para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS .....100
Figura 22 – Mapa simulado para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS ..101
Figura 23 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de São Francisco de Assis, RS.....103

Figura 24 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Garruchos, RS ..... 104
Figura 25 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de São Borja, RS ..... 105
Figura 26 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Itaqui, RS ..... 106
Figura 27 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município Uruguaiana, RS ..... 107
Figura 28 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Barra do Quaraí, RS ..... 108
Figura 29 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Alegrete, RS ..... 109
Figura 30 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Quaraí, RS..... 110
Figura 31 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Manoel Viana, RS..... 111
Figura 32 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Maçambará, RS..... 112
Figura 33 – Quantificação das classes de uso e cobertura da terra para o ano simulado (2015) e observado (2015) para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS. ..... 114
Figura 34 – Espacialização da manutenção dos usos da terra para 2015 por LEGAL, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS..... 122
Figura 35 – Mapa de não manutenção da floresta para a Microrregião da Campanha Ocidental ..... 124
Figura 36 – Mapa de não manutenção do campo nativo em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental..... 125
Figura 37 – Mapa de não manutenção da agricultura em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental..... 126
Figura 38 – Mapa de não manutenção da água em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental ..... 127
Figura 39 – Mapa de não manutenção do areal em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental ..... 128
Figura 40 – Mapa para análise visual de níveis de similaridade em resolução 3x3 133
Figura 41 – Mapa para análise visual de níveis de similaridade em resolução 11x11 ..... 134
Figura 42 – Mapa do cruzamento entre espacialização gerada por LEGAL – Spring e espacialização da similaridade do Dinamica EGO ..... 136
Figura 43 – Recorte comparativo de região da área de estudo para análise visual de discordância entre mapa do LEGAL e mapa do Dinamica EGO. ..... 137

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Bandas, intervalos e principais aplicações das Bandas TM e ETM do Landsat 5 e 7 ..... 41
Tabela 2 – Índice do Coeficiente Kappa e o correspondente conceito do desempenho da classificação. ..... 53
Tabela 3 – Principais culturas em hectares desenvolvidas na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e municípios ..... 79
Tabela 4 – Principais culturas (em percentual) desenvolvidas na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e município ..... 80
Tabela 5 – Posição dos 10 maiores produtores de arroz do RS em 2015. ..... 81
Tabela 6 – Principais rebanhos (em nº de cabeças) mantidos na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e municípios ..... 82
Tabela 7 – Principais rebanhos (em percentagem) mantidos na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e município ..... 82
Tabela 8 – Chave de interpretação das classes de uso e cobertura da terra para a Microrregião da Campanha Ocidental, referentes a composição colorida RGB 654 do OLI/Landsat 8 ..... 91
Tabela 9 – Matriz de contingência para o ano de 2015 gerada no aplicativo Spring para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS. ..... 95
Tabela 10 – Índices de erros de omissão e erros de comissão, exatidão e risco de produtor e usuário, da imagem classificada para o ano de 2015, para Microrregião da Campanha Ocidental do RS. ..... 96
Tabela 11 –Matriz de confusão da verdade terrestre para o ano de 2015 gerada no *software Erdas* para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS ..... 98
Tabela 12 – Erros de Omissão e de Comissão para a verdade terrestre..... 99
Tabela 13 – Índices Kappa geral e por classe para a verdade terrestre ..... 99
Tabela 14 – Comparação dos dados quantitativos obtidos para o mapa observado e simulado para 2015, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS. 115
Tabela 15 – Quantificação de áreas por classe decorrentes de tabulação cruzada no *software* Spring, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS. ..... 118
Tabela 16 – Quantificação da manutenção e não manutenção, por classe, em relação aos dados referência para 2015, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS..... 119
Tabela 17 – Quantificação de áreas de manutenção e não manutenção resultante de tabulação cruzada, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS. .. 120
Tabela 18 – Manutenção de uso e cobertura da terra agregadas por classe para o ano de 2015, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS. ..... 121
Tabela 19 – Índices de similaridade *fuzzy* calculados por meio das funções de decaimento constante e decaimento exponencial para distintos tamanhos de janela. ..... 130

## LISTA DE APÊNDICES

**APÊNDICE A –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de manutenção e de não manutenção entre dados observados e simulados para 2015.....159
**APÊNDICE B –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Floresta em prol de outros usos.....161
**APÊNDICE C –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Campo em prol de outros usos.....163
**APÊNDICE D** – Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Agricultura em prol de outros usos ....165
**APÊNDICE E –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Areal em prol de outros usos .....167
**APÊNDICE F –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Água em prol de outros usos .....169

**SUMÁRIO**


**1 INTRODUÇÃO ..... 25**
**1.1 Objetivo Geral ..... 28**
**1.2 Objetivos Específicos ..... 28**
**2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA ..... 29**
**2.1 CENÁRIOS DAS PAISAGENS ATUAIS ..... 29**
**2.1.1 Os campos nativos e os areais do Bioma Pampa ..... 30**
**2.1.2 Modelagem e simulação de cenários para a Microrregião da Campanha Ocidental ..... 35**
**2.2 SENSORIAMENTO REMOTO ORBITAL ..... 38**
**2.2.1 Detecção remota ..... 40**
**2.2.2 Geoprocessamento e Processamento Digital de Imagem ..... 43**
*2.2.2.1 Pré-processamento, Realce, Análise de Imagens e Avaliação da Classificação ..... 45*
**2.3 DINÂMICA E MODELAGEM FUTURA DA PAISAGEM ..... 53**
**2.3.1 Cadeias de Markov ..... 56**
**2.3.2 Pesos de Evidência ..... 58**
**2.3.3 Autômatos Celulares ..... 59**
**2.3.4 Similaridade *Fuzzy* ..... 59**
**2.4 APLICATIVOS COMPUTACIONAIS UTILIZADOS PARA ANÁLISE ESPACIAL ..... 64**
**2.4.1 Spring ..... 64**
*2.4.1.1 Tabulação Cruzada e LEGAL ..... 64*
**2.4.2 *Software* Dinamica EGO ..... 66**
**2.4.3 *Software* QGIS ..... 70**
**2.4.4 *Software Erdas* ..... 70**
**2.5 VALIDAÇÃO DE CENÁRIOS SIMULADOS ..... 71**
2.5.1 **Análise espacial: concordância flexível ou concordância rígida? ..... 73**
**3 MATERIAL E MÉTODOS ..... 76**
**3.1 LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO ..... 76**
**3.1.1 Dados agropecuários da área de estudo ..... 79**
**3.1.2 Unidades de Conservação presentes na área de estudo ..... 83**
*3.1.2.1 APA do Ibirapuitã ..... 83*
*3.1.2.2 Reserva Biológica do São Donato ..... 85*
*3.1.2.3 Parque Estadual do Espinilho ..... 85*
**3.2 MÉTODO DESENVOLVIDO ..... 88**
**3.3 OBTENÇÃO E CONFECÇÃO DE CARTA TEMÁTICA OBSERVADA PARA 2015 ..... 90**
**3.4 ANÁLISE QUANTITATIVA E ESPACIALIZAÇÃO DOS DADOS SIMULADOS EM RELAÇÃO AOS DADOS OBSERVADOS PARA 2015 ..... 92**
**4 RESULTADOS E DISCUSSÃO ..... 95**

**4.1 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO PARA O ANO DE 2015 ..... 95**
**4.2 LEVANTAMENTO FOTOGRÁFICO DO USO E COBERTURA DA TERRA NA MICRORREGIÃO DA CAMPANHA OCIDENTAL ..... 102**
**4.3 MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA DA TERRA PARA O ANO DE 2015 ..... 113**
**4.4 ANÁLISE ESPACIAL DOS DADOS ..... 117**
**4.4.1 Quantificação e espacialização por meio de Tabulação Cruzada ..... 117**
**4.4.2 Espacialização das manutenções por meio de Linguagem Espacial de Geoprocessamento Algébrico (LEGAL)..... 121**
**4.4.3 Espacialização por meio de Similaridade *fuzzy* no Dinamica *EGO*..... 129**
**5 CONCLUSÃO ..... 141**
**REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... 144**
**APÊNDICES ..... 157**

# 1 INTRODUÇÃO

Os padrões de alterações ocorridas nas paisagens são resultantes de uma complexa interação entre os sistemas biofísico e social, sendo que tais mudanças possuem amplas implicações nos contextos ambiental, socioeconômico e político (TURNER et al., 1994; TURNER et al., 1995; LIMA et al., 2018). A compreensão dos processos que acarretam essas alterações torna-se possível por meio de monitoramento dos padrões espaciais dos usos e coberturas terrestres. Estudos de campo voltados a observação e descrição dessas mudanças oferecem possibilidade de entendimento da relação existente entre atividades antrópicas e o ambiente circundante. Porém, essas ações não são capazes de quantificar e analisar padrões espaço-temporais dessas mudanças (PETIT et al., 2001).

Técnicas geoespaciais como o Sensoriamento Remoto e Sistema de Informações Geográficas (SIG) têm permitido a análise detalhada da trajetória dos espaços terrestres ao longo de períodos pré-definidos (HASSAN et al., 2016). O Sensoriamento Remoto se apresenta como um importante recurso de mensuração quantitativa no que tange as modificações ocorridas no âmbito das paisagens. Análises de séries temporais servem tanto para projetar a evolução do mosaico da paisagem, quanto para inter-relacionar a distribuição da cobertura terrestre nas datas observadas (LAMBIN, 1997).

Nesse sentido, a possibilidade de coleta repetitiva de dados multiespectrais, juntamente com o emprego de algoritmos computacionais, que permitem o realce e classificação de distintos padrões, permitem a geração de importante fonte de dados para modelagens dinâmicas. A quantificação dos elementos que compõem a estrutura da paisagem é utilizada tanto para monitorar quanto para prever cenários evolutivos para as regiões estudadas. Desse modo, é possível a estimação de probabilidades de transições dentre as categorias de usos da terra ao longo de um dado período (HALL et al., 1988; SOARES-FILHO, 1998a).

Esse crescente interesse em avaliar as mudanças nos usos e coberturas da terra intensifica-se diante das atuais mudanças climáticas, visto que essas influenciam os resultados advindos dessas conversões de usos (AGARWAL, 2002). Modelos de mudanças de usos da terra são ferramentas eficazes para analisar as causas e efeitos decorrentes e, assim, gerar suporte para planejamentos e políticas (VERBURG et al., 2004).

Nesse contexto, existem diferentes modelos hierárquicos de mudanças de usos e cobertura da terra que, por meio de interações, calculam a quantidade de mudanças ou demandas por mudanças para uma região específica. Para tanto, fazem uso de ferramentas como modelos econômicos não-espaciais ou análise de tendências, sendo as demandas determinadas a partir da seleção de fatores direcionadores. Esses fatores podem atuar tanto intensificando quanto regulando as mudanças, podendo-se citar como exemplo a distância de estradas, distância até centros urbanos, tipos de solo, declividade, áreas úmidas, densidade populacional, dentre outros (THOMPSON et al., 2017). Após espacialmente dispostos em mapas de aptidão, esses associam-se a probabilidades de conversões, direcionando-as na paisagem (MOREIRA et al., 2009).

Modelos de mudança são ferramentas valiosas para a compreensão de paisagens passadas e futuras haja visto ser capaz de projetar uma continuação linear de tendências recentes, em termos de taxas e padrão espacial observado nas transições de usos da terra (THOMPSON et al., 2017). Atualmente, foram desenvolvidos programas utilizados em modelagem da dinâmica do uso e cobertura da terra dentre os quais pode-se citar o CLUE, CLUE-S, GEOMOD, RIKS, DINAMICA EGO, dentre outros. O *software* DINAMICA, desenvolvido pelo Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais, teve como finalidade precípua simular a dinâmica de paisagem em áreas de colonização amazônica, ocupadas por pequenas propriedades cujo tamanho não ultrapassava 100 hectares (SOARES-FILHO, 1998b; SOARES-FILHO et al., 2002). Sua idealização baseou-se na incorporação de processos de decisão sobre modelos de usos da terra, parametrização a partir de abordagem maciça de dados, inclusão de processos estocásticos de múltiplos passos de tempos, probabilidades espaciais com atributos dinâmicos, abrangendo o efeito da vizinhança sobre mosaico e manchas (SOARES-FILHO, 1998a).

Por ser considerado um programa genérico de modelagem voltado à investigação de trajetórias das paisagens, atualmente vem sendo utilizado para desenvolvimento de uma gama considerável de estudos. Dentre esses destacam-se fenômenos de desmatamentos/regeneração florestal, expansão urbana e dinâmica intra-urbana, espalhamento de fogo, modelos hidrológicos, propostas de zoneamento ecológico-econômico, dentre outros (RODRIGUES et. al., 2007; SOARES-FILHO et.al., 2007; LIMA et. al., 2013). Essas modelagens costumam permitir a proposição

de cenários que representam a continuidade de alterações do passado (processos estacionários), gerando simulações prescritivas além da exploração de conjecturas político-socioeconômicas (MACEDO et al., 2013).

Inúmeros trabalhos têm sido desenvolvidos com o intuito de projetar cenários futuros demonstrando como as paisagens estarão estruturadas em relação a dez, vinte anos ou mais (FERRARI, 2008; BENEDETTI, 2010; FURLAN, 2012; LIPPERT, 2014; SILVA, 2015). Segundo Thompson et al., (2017) a projeção dessas tendências recentes constitui em importante linha de base para gerenciamento de ecossistemas e serviços ambientais fornecidos.

Por outro lado, são escassas as pesquisas que almejam averiguar se essas predições geradas nas modelagens estão se confirmando na medida em que os anos prospectados são atingidos. A necessidade de validação dessas simulações se faz premente visto que as simulações geradas resultam de atributos físicos e socioeconômicos, delimitados segundo a iniciativa do modelador. Decorrente dessa subjetividade reconhece-se que qualquer atributo não considerado na modelagem, mas que possua potencial de interferir nos resultados, possa contribuir para que o cenário gerado não represente fidedignamente o cenário a ser observado. Por outro lado, se existir concordância entre os resultados simulados (resultantes das modelagens) e os resultados observados (reais) significa que a modelagem gerada pode ser creditada e extrapolada para explicar cenários futuros com maior confiabilidade.

O desenvolvimento de estudos voltados a confirmação de projeções futuras contribuem para que as modelagens extrapolem o campo acadêmico e cumpram com funções sociais. Portanto, o presente trabalho delimita duas hipóteses, quais sejam: H0 = A simulação gerada para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS se confirmou, podendo então ser validada; ou H1= A simulação gerada para Microrregião da Campanha Ocidental do RS não se confirmou, sendo rejeitada por não conseguir expressar o padrão real verificado nos dados classificados.

Diante da validação da simulação espera-se que os dados gerados possam ser confiavelmente utilizados como instrumento para o suporte de decisões no que tange o planejamento e gestão da região de estudo (SOARES-FILHO et al., 2007). Modelagens confiáveis podem respaldar um desenvolvimento econômico coerente com a sustentabilidade ambiental a longo prazo, principalmente na região de estudo devido a existência de três Unidades de Conservação.

# 1. OBJETIVOS

## 1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral da presente Tese foi avaliar a eficácia de uma simulação de cenário futuro gerada por modelagem dinâmica na área da Microrregião da Campanha Ocidental do Rio Grande do Sul, Brasil, para validar ou rejeitar sua capacidade preditiva.

## 1.2 Objetivos Específicos

a) Realizar levantamento de campo para reconhecer *in loco* os padrões de usos e cobertura da terra mantidos nos municípios da Microrregião da Campanha Ocidental do RS;
b) Classificar imagens do satélite OLI/Landsat 8 para identificar os padrões de uso e cobertura da terra na área de estudo para o ano de 2015;
c) Comparar os dados observados com dados simulados no mesmo período para observar a quantificação de áreas abrangidas por classe de uso e cobertura da terra;
d) Cruzar os planos de informação observado (referência) e simulado, determinando a quantidade de erros e acertos de distribuição das classes.
e) Gerar um mapa da espacialização em nível de pixel para determinar o montante de áreas que se mantiveram quando confrontados os dados reais para 2015 e os dados simulados.
f) Gerar índices de similaridade *fuzzy* por meio de mapas diferença entre dados simulados e observados para validar ou rejeitar a simulação produzida por modelagem dinâmica no passado;

# 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Os itens abordados na sequência deste tópico visam introduzir as principais informações e conceitos teóricos que fornecem sustentação ao desenvolvimento deste trabalho. Num primeiro momento descreve-se um resgate acerca das condições das paisagens atuais, afetadas, principalmente, por conversões antrópicas, enfocando-se características dos campos nativos e configuração dos areais que integram a paisagem do Bioma Pampa. Nesse âmbito, são descritos aspectos da modelagem que se propôs simular cenários futuros para a Microrregião da Campanha Ocidental, área de estudo da presente pesquisa.

A seguir são dispostas conceituações, ferramentas e técnicas necessárias ao monitoramento das mudanças na paisagem, como a importância do Sensoriamento Remoto Orbital e sensores da série Landsat e *RapidEye*. Geoprocessamento e Processamento Digital de Imagens também foram itens mencionados, destacando-se as técnicas praticadas na presente tese no propósito de gerar classificação de imagens de satélite. Ao final desse, descreveu-se formas de avaliação da qualidade de classificações por meio da determinação de suas acurácias.

Na sequência, enfatizam-se aspectos relativos a dinâmica e modelagem espacial futura das paisagens, bem como características dos *softwares* Spring, Dinamica EGO, dentre outros, enquanto plataformas gerenciadoras desses processos. No mesmo sentido, são descritos os principais métodos e algoritmos responsáveis pela geração de simulações futuras, a saber, cadeias de Markov, pesos de evidência, autômatos celulares e similaridade *fuzzy.*

Por fim, relacionam-se aspectos referentes à importância das simulações para prospecção de cenários futuros, da validação para geração de resultados confiáveis e os métodos utilizados para teste e validação das modelagens.

## 2.1 CENÁRIOS DAS PAISAGENS ATUAIS

As alterações no uso e cobertura da terra têm evoluído no decorrer dos tempos, especialmente a partir do surgimento da civilização humana e, mais intensamente, a partir do surgimento da agricultura. Desde então, a expansão das atividades humanas contribuiu para as taxas crescentes de conversão de uso e cobertura da terra. Essas transformações desencadearam processos de degradação, fragmentação, distúrbios

nas interações entre os elementos dos sistemas ambientais e perda da resiliência dos ecossistemas (LAMBIN, 1994; ROSS, 2006).

O Estado do Rio Grande do Sul (RS), como as demais paisagens mundiais, vem sofrendo significativas pressões devido aos avanços da civilização, aumento populacional e correspondente necessidade de produção de mais alimentos. Em razão de progressões voltadas à exploração econômica, como introdução de culturas como arroz e soja, a silvicultura e a expansão dos centros urbanos têm alterado a fisionomia nativa persistentemente. Atualmente a cobertura natural ou seminatural dos campos nativos é da ordem de 64.210,09 km², evidenciando que, em relação à cobertura original restam menos de 50% desta formação fitofisionômica (HASENACK et al., 2006). Dados referentes as mudanças no uso da terra do Bioma Pampa apontam que no período de 1985 a 2005 as atividades que mais cresceram no Estado foram culturas temporárias, especialmente soja e a silvicultura, sendo que a área dedicada a essas culturas foi relacionada à redução dos campos nativos do referido Bioma (OLIVEIRA et al., 2017).

Iniciativas que pretendem contribuir para a redução dessas altas taxas de conversão e implementação de uma adequada gestão dos espaços territoriais, devem considerar a compreensão da dinâmica dos ambientes terrestres, assim como os fatores relacionados à sua funcionalidade e fragilidade (ROSS, 2006). Dados advindos do sensoriamento remoto e técnicas de modelagem dinâmica constituem-se fontes relevantes para determinação da relação existente entre essas alterações ao longo do tempo e os usos da terra empreendidos.

### 2.1.1 Os campos nativos e os areais do Bioma Pampa

Os campos sulinos localizados no RS, Santa Catarina e Paraná, representam relictos de um tempo pretérito em que predominava um clima mais seco. São ecossistemas naturais que já existiam antes mesmo da chegada dos primeiros humanos na América do Sul há aproximadamente 12 mil anos. Ao contrário do que muitos alegavam, os campos não resultam de desmatamentos florestais, sendo considerados, portanto, uma fisionomia e florística decorrentes de novos contextos climáticos (BREDENKAMP et al., 2002; VÉLEZ-MARTIN et al., 2009). Atualmente, em função das mudanças no clima, percebe-se um avanço de grupos taxonômicos tropicais em direção ao sul, o que tem contribuído para perda da fisionomia

estritamente estépica e surgimento gradativo de uma savanização da paisagem dos campos do RS (MARCHIORI, 2004).

O Bioma Pampa com sua formação campestre típica abrange 63% do território do Rio Grande do Sul, estendendo-se por mais dois países da América do Sul: Argentina (províncias de Buenos Aires, La Pampa, Santa Fé, Entrerríos e Corrientes) e a totalidade do Uruguai (SUERTEGARAY e SILVA, 2009). A crença de que os campos nativos, por serem dominados por gramíneas, apresentam baixa riqueza de espécies é errônea haja visto estudos taxonômicos comprovarem a complexidade dessas áreas. A alta diversidade de espécies e de ecossistemas tornam os campos nativos uma das regiões mais ricas em gramíneas do mundo (BURKART, 1975), sendo essa característica decorrente de respostas à amplitude de fatores como o clima, solo e manejo da vegetação. Em decorrência disso, a estrutura vegetacional apresenta diferenciação ao longo de suas extensões em diversos tipos como campos de barba de bode, de solos rasos, de solos profundos, dos areais, vegetação savanoide, campos do centro do Estado e litorâneos (BOLDRINI, 2009).

A presença de areais e processos de arenização em algumas regiões do Bioma Pampa é reconhecida atualmente como uma dinâmica natural, associada a paisagens do passado pois descreve as condições ambientais que dominavam a região há milhares de anos (SUERTEGARAY e SILVA, 2009; VERDUM, 2016). Essas manchas de areais resultam da alta fragilidade desses ambientes herdados, devido a transformação de um clima semiárido pretérito para um clima úmido atual, aliado a aspectos pedológicos e litológicos característicos e acrescido de dinâmicas de processos hídricos atuais (VERDUM e BINDA, 2015). Por outro lado, reconhece-se que solos arenosos associadas a campos nativos sofrem elevada pressão da agricultura, o que contribuiu para o surgimento de focos de areais (VERDUM, 2016).

O setor econômico do Estado do RS é fortemente influenciado pelo cultivo do arroz e soja e, também, pela pecuária que se ocupa principalmente da criação de bovinos e ovinos (IBGE, 2015). Apesar de reconhecer-se que a agricultura na Microrregião da Campanha Ocidental do RS impulsiona positivamente a economia do Estado, o avanço dessa prática sobre novas áreas de remanescentes campestres tem gerado fragmentação, perda de hábitats e da biodiversidade, redução das funções ambientais, empobrecimento do solo e aceleração de processos de arenização (VELEZ-MARTIN et al., 2015a).

A continuidade do desempenho das funções ambientais inerentes aos campos nativos, gerando renda adequada aos proprietários de um modo que não afete a fisionomia original, depende de iniciativas que visem a conservação dessas áreas em longo prazo. Uma efetiva e harmônica forma de manutenção de áreas campestres, desde que praticada evitando-se a sobrecarga animal, é a pecuária extensiva. Essa prática, mantida nos campos nativos há aproximadamente 4 séculos, permite o aproveitamento direto da vegetação nativa e, quando bem manejada, constituiu-se num dos raros exemplos mundiais de atividade que seja econômica e sustentavelmente viável, conservando a diversidade biológica, quando comparada à agricultura (CRAWSHAW et al., 2007). Esta harmonia visualizada entre os atuais grupos domésticos (cavalos, vacas e ovinos) e os campos é possível devido a um processo coevolutivo iniciado há mais de 12 mil anos entre grandes herbívoros pastadores (extintos há mais de 10 mil anos) e os campos nativos. O pastejo, pisoteio e a decomposição biológica da vegetação apresentam-se como distúrbios essenciais à manutenção dos campos (PILLAR et al., 2015). O estabelecimento de reserva legal e áreas de APP delineadas na Lei nº 12.651/2012 (BRASIL, 2012) bem como a realização do Cadastro Ambiental Rural (CAR) que pretende delimitar espacialmente áreas de remanescentes de vegetação nativa, bem como áreas já consolidadas pelo uso antrópico em cada propriedade rural, tentam contribuir com a proteção dessas áreas de campo nativo.

Além da oferta de vegetação nativa, que representa um serviço ecossistêmico imediato e direto, outros serviços ambientais são garantidos pela conservação dos campos nativos. A necessidade de ambientes intactos e com funcionalidades normais, com potencial de resiliência, diante dos impactos acarretados pelas atividades antrópicas, é de suma importância inclusive para o desenvolvimento econômico. Não sem razão, reconhecem-se inúmeros produtos e processos gerados pelos ecossistemas como imprescindíveis à manutenção da vida. Dentre esses pode-se citar o armazenamento e ciclagem de nutrientes; regulação e manutenção do ciclo e da qualidade da água; regulação e manutenção da composição química da atmosfera; utilização da energia solar e produção de biomassa; prevenção e controle da erosão do solo; redução de desastres naturais; conservação da biodiversidade; manutenção de polinizadores e predadores de pragas; estocamento de carbono no solo que mitiga as mudanças climáticas; manutenção de beleza cênicas, dentre outros (TORNQUIST e BAYER, 2009; PILLAR et al., 2015).

O estabelecimento de cobranças por esses serviços ambientais prestados pelos campos nativos pressupõe a garantia que tais áreas sejam protegidas em longo prazo. Para que projetos de pagamentos por esses serviços sejam implementados deve-se criar mecanismos que evidenciem esse potencial, reconhecendo a manutenção de áreas campestres em detrimento de suas conversões para fins agrícolas. Reconhecendo-se, mesmo indiretamente, que os pecuaristas preservam o ambiente seja mantendo e/ou recuperando áreas (especialmente quando realizam melhoramento de campo nativo) parece justo mensurar uma valoração para esses serviços ecossistêmicos prestados (VARGAS, 2017). Despertar o interesse de prováveis investidores que desejam compensação de suas atividades por meio de pagamento de serviços ecológicos em áreas do Bioma Pampa também viabilizaria a conservação dessas áreas.

O estabelecimento de Unidades de Conservação no Bioma Pampa contribui para esse processo, porém, em áreas de campos nativos essas tem sido pouco representativas. Em áreas do Sul do Brasil, o estabelecimento de UCs se deu, em sua grande maioria, para proteger florestas e banhados, apesar de abrigarem em seu interior áreas de campo (VÉLEZ-MANTIN, et al., 2015b). Conforme percebe-se os campos ainda são parcamente considerados quanto a importância da sua biodiversidade e necessidade de conservação (OVERBECK et al., 2015). A falta de reconhecimento do potencial dos serviços ambientais prestados e do descaso governamental quanto as políticas que promovam o desenvolvimento sustentável da pecuária, continua contribuindo para supressão dos campos nativos, acarretando problemas sociais, econômicos e culturais.

Nesse cenário, a pesquisa científica continua a ser o elo imprescindível para o levantamento de dados e informações acerca das espécies, funções e interações ecológicas passíveis de ocorrência no Bioma Pampa. A Rede Campos Sulinos, que integra especialistas de diversas universidades e institutos de pesquisa, tem contribuído nesse processo de geração de conhecimento acerca de áreas campestres. Em decorrência dos esforços da comunidade científica, atualmente vislumbram-se algumas iniciativas como o Projeto RS Biodiversidade e as Unidades Experimentais Participativas (UEPAs). O primeiro pretende apoiar ações como assistência técnica e apoio financeiro visando aumento da produtividade pecuária em campo nativo. Já as UEPAs, implementadas na região da Serra do Sudeste, propõem

valorizar o manejo da pastagem nativa e promover práticas ecológicas em sistemas de pecuária familiar (VELÉZ-MARTIN et al., 2015b).

Apesar de constituírem-se em iniciativas louváveis, são ainda limitadas e pouco divulgadas. Formas mais efetivas de conservação e valorização dos campos do Bioma Pampa perpassam por políticas públicas que incentivem o desenvolvimento de pecuária sustentável e fortaleçam a cadeia produtiva de gado de corte procedente de campo nativo. Aliado a isso, maior reconhecimento do potencial na prestação de serviços ambientais bem como desenvolvimento de atividades econômicas alternativas como atividades turísticas, apicultura, produção de plantas medicinais, produção comercial de sementes nativas e desenvolvimento de fitoterápicos e cosméticos (VÉLEZ-MARTIN et al., 2015c). Para tanto, devem constar na pauta dos órgãos públicos políticas que promovam uma adequada assistência técnica, incentivos tributários, diferenciação de produtos no varejo, abertura de novos mercados, correção da distorção na relação produtor-frigoríficos-comércio varejista e pagamentos por serviços ambientais (VÉLEZ-MARTIN et al., 2015b).

Estudos da paisagem voltados ao monitoramento podem demonstrar objetivamente a realidade do Bioma Pampa no decorrer do tempo. A utilização de modelos capazes de considerar variáveis atuantes nessa fitofisionomia, e assim projetar cenários futuros para o Bioma Pampa, apresenta-se como promissora enquanto potencial balizadora de políticas públicas conservacionistas para tais áreas (BENEDETTI, 2010; LIPPERT, 2013; SILVA, 2015).

Uma modelagem confeccionada para a Microrregião da Campanha Ocidental, que pertence à Mesorregião Sudoeste do RS, pretendeu simular cenários futuros voltando-se, portanto, para uma área cuja matriz é o campo nativo (SILVA, 2015). Essa modelagem simulou cenários até o ano de 2026, apresentando a provável realidade futura se forem mantidas as condições passadas e atuais dessa paisagem. Tal modelagem, produzida a partir do *Software* Dinamica EGO, inicialmente projetado para simular cenários em áreas da floresta Amazônica, ainda não teve seus resultados verificados para áreas campestres. Para que os resultados gerados por tal modelagem sejam aceitáveis perante à comunidade científica é necessário um confrontamento entre a simulação e os dados reais. Por meio da avaliação de sua eficácia e consequente validação, modelagens poderão ser utilizadas com maior confiabilidade para áreas campestres do RS, além dos resultados servirem de base

para políticas e formas de gestão que viabilizem a conservação do Bioma Pampa em longo prazo.

### 2.1.2 Modelagem e simulação de cenários para a Microrregião da Campanha Ocidental

A modelagem dinâmica confeccionada para a Microrregião da Campanha Ocidental, apesar de enfocar a simulação para o processo de arenização e cobertura florestal, também gerou dados para o campo nativo, haja visto esse compor a matriz da paisagem da área de estudo. A delimitação dessa área de estudo por Silva (2015) se deu em razão de tratar-se de uma paisagem frágil onde se instalam áreas arenosas, decorrentes de processo de constituição pedogenética e vegetal recente (SUERTEGARAY, 1998; SILVA, 2015). A redução da cobertura vegetal verificada na área favorece esses processos erosivos reduzindo a qualidade ambiental e, consequentemente, acarretando queda da qualidade de vida dos residentes devido condições socioeconômicas desfavoráveis à manutenção do homem no campo (RIBASKI et al., 2005; SILVA, 2015).

Nesse cenário, a simulação proposta por Silva (2015) pretendeu estabelecer e identificar a relação do uso e cobertura da terra com a evolução dos areais e cobertura florestal, utilizando-se da modelagem dinâmica, dados de campo e de sensoriamento remoto. A partir da geração de mapas temáticos para os anos de 1985, 1996, 2011 e 2013, identificou-se os padrões de mudanças do uso e cobertura da terra para a Microrregião da Campanha Ocidental. As variáveis estáticas delimitadas para serem relacionadas a esses mapas temáticos foram declividade, hipsometria, rede de drenagem, geologia, renda per capita, população urbana, população rural, PIB, ovinos e bovinos.

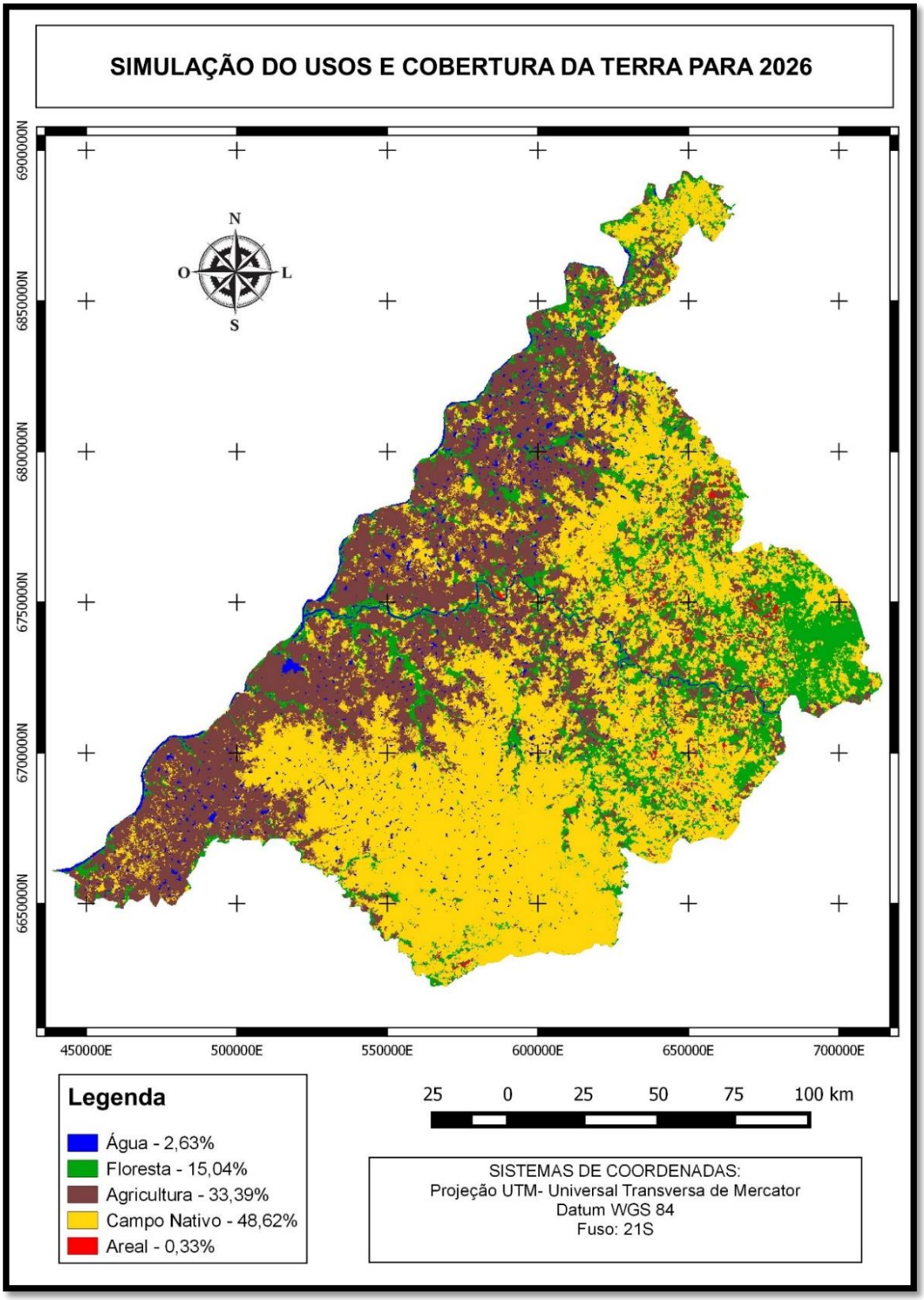
A transição dentre os anos mencionados foi realizada por meio de Linguagem Espacial de Geoprocessamento Algébrico, permitindo assim determinar as mudanças de cada uso e cobertura nos períodos de 1985 – 1996, 1996-2011 e, por fim, 2011-2013. Para o processo de modelagem utilizou-se como base para extrapolação o período de 1996 a 2011, sendo os dados reais para o ano de 2013 utilizados para verificação da veracidade em relação ao mesmo ano simulado. No *software* Dinamica EGO, a partir de uma sequência de *functores*, estabeleceu-se um fluxo de dados, organizada por meio de um container que controla todo o modelo, executando

interações e processamento de dados. Após interligação dos mapas final e inicial dos períodos em análise (por exemplo 1996-2011), calculou-se a matriz de transição, com lapso de tempo estabelecido em 15 anos. Como resultante, obteve-se duas matrizes, sendo uma contendo as transições anuais e outra englobando o período total analisado. As variáveis estáticas foram agrupadas por meio de um cubo para geração dos pesos de evidências que, posteriormente, foram acrescidos com mapas inicial e final dos usos e cobertura da terra, calculando-se a distância de cada classe e determinando-se faixas de pesos de evidências. Ao final desse processo de fatiamento das variáveis estáticas relacionadas as transições de uso e cobertura da terra gerou-se um esqueleto do modelo.

Para determinar quais variáveis de fato influenciaram nas transições, foram definidos os coeficientes dos Pesos de Evidência. Desse modo, foi possível identificar as variáveis com alta correlação entre si para explicar determinada transição de uso e cobertura da terra no modelo, optando-se pela suas exclusões por meio da observação dos índices de Cramer e Incerteza de Informação Conjunta. A etapa final do processo consistiu em rodar o modelo, utilizando *functores* como mapa de uso inicial, cubo de variáveis, matriz de transição anual e arquivo de pesos de evidência. Após adição de um contêiner cuja função é executar operações no intervalo de tempo definido, no caso 15 anos, adicionou-se functores que foram responsáveis pela realização do processo da modelagem propriamente dito: *Mux Categorical Map*, *Calc Distance, Modulate Change Matrix, Expander, Patcher, Calc W. OF. E. Probability Map.*

Como parâmetros de saída foram gerados mapas anuais da paisagem e mapas de probabilidade de mudanças na paisagem anual (SILVA, 2015). Para verificar se a modelagem poderia simular adequadamente períodos futuros, procedeu-se a geração de índices de similaridade por lógica *fuzzy* com função de decaimento constante e exponencial. Esses, por sua vez, foram obtidos a partir da geração de dois mapas diferença: um resultante da subtração do mapa inicial (1996) e do mapa de uso final real (2011) e outro resultante da subtração do mapa inicial (1996) e do mapa de uso final simulado (2011). Após a obtenção de índices satisfatórios de similaridade para diferentes tamanhos de janelas de amostragens (variando de 3x3 até 11x11) realizou-se a simulação de cenários até 2026 (Figura 1), observando-se as tendências de alterações anuais e totais no lapso temporal de 15 anos (SILVA, 2015).

Figura 1 – Simulação para o ano de 2026 para a Microrregião da Campanha Ocidental




Fonte: Adaptado de Silva (2015).

Baseado nos resultados da simulação para o ano de 2026, Silva (2015) justificou que as áreas de floresta tenderão a aumentar, embora em ritmo desacelerado. Quanto ao campo nativo, apesar de distribuir-se por grande parte da área de estudo, Silva (2015) asseverou que esse será subtraído em prol da agricultura, fato demonstrado pela percepção advinda da proporcionalidade inversa que envolve as duas classes. Quanto aos areais, um dos principais focos do seu trabalho, detectou que esses passarão por retração, provavelmente, conforme argumenta o autor, devido a utilização de espécies florestais na sua contenção, o que contribui com uma menor lixiviação dos materiais areníticos e maior cobertura vegetal da área.

A análise visual do referido mapa simulado para o ano de 2026 demonstra que o campo nativo tenderá a se distribuir por distintas regiões, estando de modo mais homogêneo na porção centro-sul da Microrregião da Campanha Ocidental. Áreas de floresta estarão predominantemente situadas na região leste além de dispersas ao longo de corpos hídricos. A agricultura demonstrará homogeneidade ao longo de uma faixa que segue ao longo do curso do Rio Uruguai, adentrando até as proximidades do centro da área de estudo. Já as manchas de areais localizar-se-ão na porção nordeste, distribuídas em pontos dispersos entre si e próximos às florestas.

## 2.2 SENSORIAMENTO REMOTO ORBITAL

Na década de 60, Evelyn L. Pruit evidenciou pela primeira vez uma das tecnologias mais promissoras voltadas ao levantamento de dados por meio de satélites: o sensoriamento remoto. O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) consolidou esse como tecnologia de utilização em escala nacional, projetando o Brasil como precursor no hemisfério sul a dominar seu uso. Essa consolidação veio por meio de investimentos com parceria da NASA em um projeto de levantamento experimental na região do Quadrilátero Ferrífero em Minas Gerais (MENESES, 2012).

Conceitualmente, define-se sensoriamento remoto como sendo a utilização de modernos sensores, equipamentos para processamento e transmissão de dados, cujo objetivo se detenha no estudo e registro de processos e fenômenos atuantes nas paisagens. Esse permite analisar as interações mantidas entre a radiação eletromagnética e os elementos que compõem a superfície terrestre, sem necessidade de contato com esses alvos (NOVO, 1998). Auxiliado por satélites e por avanços na resolução espectral, tornou-se possível a geração de medições

consistentes acerca das condições da paisagem (levantamento e monitoramento ambiental), detecções de alterações abruptas e desastres ambientais, avaliação se essas resultam de processos evolutivos naturais ou de fontes antrópicas, defesa e vigilância, tendências e previsões de cenários (KENNEDY, et al., 2009; MENESES e ALMEIDA, 2012). Não sem razão, o sensoriamento tem sido largamente aplicado nas áreas de meteorologia, geologia, agricultura, militar, indústria, ecologia e demografia (MORAES, 1999).

A incorporação da disciplina de sensoriamento remoto em inúmeros cursos de formação acadêmica, bem como, o desenvolvimento de metodologias de interpretação de imagens, ampliou as possibilidades de uso dessa tecnologia para diferentes campos do saber (MENESES e ALMEIDA, 2012). Com isso, passou a permitir o desenvolvimento de estudos em locais de difícil acesso, facilitando a extrapolação de medidas do terreno com redução de custos e implantação estratégica de recursos para gestão de áreas. Estudos voltados a caracterização do uso e ocupação da terra em séries temporais a partir de dados de sensoriamento remoto, quando espacializadas e avaliadas de forma correta, constituem eficientes formas de análise das mudanças e determinação do grau de evolução de uma atividade específica ou característica do meio (SANTOS, 2003).

Portanto, a combinação entre satélites artificiais e sensores imageadores se configura num dos mais consideráveis avanços em prol do levantamento de recursos naturais e de suas dinâmicas (MENESES e ALMEIDA, 2012). A partir dos dados coletados por sensoriamento remoto, utilizando instrumentos que não entram em contato direto com o objeto ou fenômeno estudado como satélites, câmeras e telescópios, realiza-se a quantificação dos distintos elementos que compõem uma paisagem, e, em consequência, tradução dos padrões e prospecção de cenários prováveis de ocorrência para o futuro.

O reconhecimento das técnicas de sensoriamento remoto constituiu-se no principal fator de sucesso ou fracasso no âmbito de estudos que visam levantar e analisar dados oriundos de recursos naturais. É comprovado que o uso incorreto de parâmetros cartográficos geram erros consideráveis nas análises e resultados obtidos (MOREIRA, 2012; FITZ, 2008). É imperioso que o foto-intérprete seja capaz de reconhecer o comportamento espectral dos alvos existentes na superfície da paisagem estudada. Não menos importante é o especialista, responsável pelo desenvolvimento do trabalho, conhecer *in loco* a realidade da área de estudo,

especialmente no que tange tipos e extensões de culturas agrícolas (relacionado, portanto, com a resolução espacial), fases de desenvolvimento vegetativo, topografia da região, nível tecnológico empreendido pelos agricultores, pedologia, dentre outras características locais (MOREIRA, 2012). Sendo assim, afora o sensoriamento remoto ser reconhecido como um valioso instrumento de obtenção de resultados satisfatórios aliado a um custo menor, verifica-se que o êxito dos resultados também se relaciona ao reconhecimento das características inerentes à região estudada.

### 2.2.1 Detecção remota

A percepção do grande potencial associado a técnica de observação remota da Terra fora percebida nos idos de 1946 e 1950 com o lançamento, nos EUA, dos primeiros foguetes V-2 com pequenas câmeras fotográficas acopladas como sensores. A partir desse momento, muitas iniciativas foram empreendidas nesse sentido, sendo que em 1960 ocorreu o lançamento do satélite meteorológico TIROS-I (Television Infrared Observation Satellite-I) dotado de uma câmera de baixa resolução espacial. Esse satélite passou a ser conhecido como NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*) e atualmente o satélite NOAA-19 ainda continua em atividade (GARCIA et al., 2012).

Ainda em 1960 confirma-se o sucesso das detecções remotas com o lançamento dos programas Mercury, Gemini e Apolo, sendo nas órbitas de Apolo 9 a primeira experiência controlada de imagem multiespectral visando o estudo de recursos naturais. A partir desses resultados, em 1967 a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) seguiu o desenvolvimento do ERTS (*Earth Resources Technology Satellites*) ou Landsat, sendo o primeiro lançado em 23 de julho de 1972 e operado em 6 de janeiro de 1978 (GARCIA et al., 2012).

A série Landsat apresentou a sequência de satélites 1, 2, 3, 4, 5 e 7, encontrando-se atualmente no oitavo satélite (Figura 2), cujos registros espaciais perduram por mais de 40 anos, contribuindo com as técnicas de sensoriamento remoto (ROY et al., 2014). O lançamento do Landsat 9 está previsto para 2020 (USGS, 2018).

Dos satélites da série, o Landsat 5 lançado em 1984 foi o que mais contribuiu com esse processo de aquisição de imagens sendo que, apesar de ter sido projetado para permanecer em órbita cerca de 5 anos, acabou por ser desativado somente em

2011 completando 27 anos de atividade. Como diferencial, trazia o sensor TM (*Tematic Mapper*) com melhorias na resolução espectral, espacial, radiométrica e temporal (ROY et al., 2014). O sensor TM possui resolução espacial de 30 metros e apresenta sete bandas (1 a 7) (Tabela 1) onde cada uma significa uma faixa do espectro eletromagnético captada pelo satélite (INPE, 2017).

Tabela 1 – Bandas, intervalos e principais aplicações das Bandas TM e ETM do Landsat 5 e 7

| **Banda** | **Intervalo espectral (µm)** | **Principais aplicações e características das bandas TM e ETM dos satélites Landsat 5 e 7** |
|---|---|---|
| 1 | (0,45 - 0,52) | Grande capacidade de penetração em corpos de água, com elevada transparência possibilitando estudos batimétricos. Sofre absorção pela clorofila e carotenóides. Sensibilidade a plumas de fumaça de queimadas ou atividade industrial. |
| 2 | (0,52 - 0,60) | Grande sensibilidade a sedimentos em suspensão, possibilitando sua análise em termos de quantidade e qualidade. |
| 3 | (0,63 - 0,69) | A vegetação verde e densa apresenta grande absorção, tornando-se escura distinguindo-se de outros usos como solo exposto. Bom contraste entre diferentes tipos de cobertura vegetal como campo e cerrado. Banda mais usada para delimitar manchas urbanas. |
| 4 | (0,76 - 0,90) | Corpos de água absorvem muita energia nesta banda permitindo o mapeamento da rede de drenagem. A vegetação verde, densa e uniforme, demonstra-se clara por refletir muita energia; permite obtenção de informações sobre Geomorfologia, Solos e Geologia. Permite distinção de ocupações com *pinus* e *eucalipto*, além de mapeamento de áreas nativas que passaram por queimadas. |
| 5 | (1,55 - 1,75) | Sensível ao teor de umidade das plantas, detectando estresse na vegetação em decorrência de desequilíbrio hídrico. |
| 6 | (10,4 - 12,5) | Sensível a fenômenos relativos aos contrastes térmicos, detectando propriedade termais de rochas, solos, vegetação e água. |
| 7 | (2,08 - 2,35 | Sensibilidade à morfologia do terreno, permitindo informações sobre geomorfologia, solos e geologia. |

Fonte: Adaptado de INPE (2017)

Figura 2 – Cronologia demonstrando história de lançamento e desativação dos satélites da série Landsat

Fonte: USGS (2017).

Já o Landsat 8, lançado em 2013 com os sensores OLI (*Operational Land Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) apresenta resolução espacial de 30m para bandas do visível, 15 m para pancromática e 100 m para bandas termais (TIRS). Exibe maior resolução espectral que os antecessores e conta com adição de uma nova banda na região do azul, a ultra azul (banda 1). Essa se destina a melhorar a sensibilidade à clorofila e materiais em suspensão nas águas costeiras e a recuperação das propriedades atmosféricas do aerossol. Além disso, apresenta a banda 9 eficiente na região de detecção de nuvens e as bandas termais 10 e 11 para cobrimento de ondas que antes era coberto por apenas uma banda nos sensores TM e ETM. Outra inovação é a resolução radiométrica de 16 bits que permite maior caracterização de alvos da imagem, contribuindo para redução do efeito de sombras (PRATES, 2014).

Conforme se percebe, o interesse da comunidade científica tem crescido consideravelmente devido a possibilidade de utilização de imagens adquiridas por sensores remotos para realização da mais ampla gama de estudos. Essas imagens tem sido utilizadas em diversas áreas como cartografia, avaliação de cobertura vegetal, estudos em áreas urbanas, monitoramento de áreas agricultáveis e ambiental (ANTUNES e SIQUEIRA, 2013).

É notório que a série do satélite Landsat tem viabilizado grande gama de pesquisas aplicadas em prol de recursos naturais especialmente diante do fato de sua disponibilidade ser gratuita. Porém, em alguns tipos de estudos, a utilização dessas imagens não é suficiente para obtenção dos objetivos almejados devido as

características resolutivas dos sensores. Portanto, para algumas escalas de trabalho são necessárias interpretações com maior nível de detalhamento, como por exemplo na diferenciação de culturas agrícolas. Nesses casos devem ser utilizados sensores capazes de extrair esse tipo de informação.

Nesse contexto, o sensor *RapidEye* conta com um sistema composto por 5 satélites de sensoriamento remoto, em mesma órbita e espaçamento de 6,5 m ou de 5 m de tamanho de pixel (em imagem ortorretificada). Embora o OLI/Landsat 8 possua resolução radiométrica e espectral melhoradas, resoluções espacial e temporal mais eficazes são encontradas no *RapidEye* (ANTUNES e SIQUEIRA, 2013; SANTIAGO e CINTRA, 2016; COSTA et al., 2016).

O sensor *RapidEye* é composto por bandas espectrais *Blue, Green, Red, Red-Edge* e Infravermelho Próximo. A banda *Red Edge,* que se situa numa faixa do espectro eletromagnético por correlacionar-se com a fluorescência da clorofila, pode ser utilizada para discriminar tipos vegetacionais. Do mesmo modo, distintos usos e cobertura da terra podem ser delimitados com maior nível de detalhamento e precisão de informação geoespacial (SANTIAGO e CINTRA, 2016). A presença dessa banda na região da borda do vermelho permite averiguar o estado da sanidade fotossintética vegetacional. Características como essas tem tornado o *RapidEye* um fornecedor de covariáveis que contribuem para mapeamentos digitais, determinando a condição manifestada pelos dosséis de plantas, predizendo assim alterações nas propriedade do solo (COSTA et al., 2016). Por essa razão tem sido muito empregada em aperfeiçoamentos de resultados de classificações de paisagens.

### 2.2.2 Geoprocessamento e Processamento Digital de Imagem

O Geoprocessamento consiste na utilização de técnicas matemáticas e computacionais relacionadas ao tratamento de fenômenos geograficamente identificados ou extração de informações observados por sensores. Diante desse entendimento, Hendges (2007) esclarece que o geoprocessamento não se trata de uma ciência em si, mas sim de tecnologias praticadas para atingi-la. As técnicas de geoprocessamento têm sido amplamente utilizadas em diversas áreas, aplicados em trabalhos que envolvem planejamento urbano, meios de transporte, comunicação, dentre outros.

Para efetivar o geoprocessamento, são necessários os instrumentos computacionais, sendo esses chamados Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), destacando-se dentre os mais conhecidos o Spring, Idrisi, MapInfo, ARC/Info Esri, AutoDesk Word, Vision*GIS. No Brasil o geoprocessamento foi introduzido na década de 80, tendo ocorrido a partir de então o desenvolvimento de SIGs como o SAGA (Sistema de Análise Geoambiental) da UFRJ, Sitim/SGI (Sistema de Tratamento de Imagens/Sistema de Informações Geográficas) e Spring do INPE. Os pacotes de SIGs possuem módulos capazes de tratar e manipular imagens, além de ofertar recursos geradores de dados secundários (FITZ, 2008). Sendo assim, os SIGs permitem integrar informações espaciais num único banco de dados advindas de diversas origens desde imagens satelitais, dados gráficos e não gráficos, resultados de Censos, dados de redes e MNT (Modelo Numérico de Terreno). Em suma, permite compatibilizar informações por meio de algoritmos de manipulação, análise, consulta e visualização da base de dados georreferenciada (MOREIRA, 2012).

Nesse cenário de utilização de instrumentos computacionais visando a melhoria da qualidade das informações contidas no nível do pixel tem-se o Processamento Digital de Imagens (PDI). Por meio desse processamento digital é possível aperfeiçoar aparências do arranjo e ampliar interpretações visuais do usuário. Dessa forma, ocorre um incremento na diversidade de produtos a serem gerados passíveis de uso em outros procedimentos (FONSECA, 2000). A criação desses procedimentos computacionais, capazes de analisar dados coletados por meio de sistemas sensores, emerge a partir da necessidade da interpretação visual e possibilidade do intérprete introduzir variados tipos de dados, cruzando-os com padrões espectrais presentes nas imagens para facilitar a identificação desses padrões (MOREIRA, 2012). O objetivo geral que envolve o processamento de imagens (ou do geoprocessamento) consiste em extrair informações contidas na superfície terrestre por meio da categorização intuitiva de todos os pixels, baseadas das distinções verificadas nos níveis de cinza ou reflectância (FONSECA, 2000).

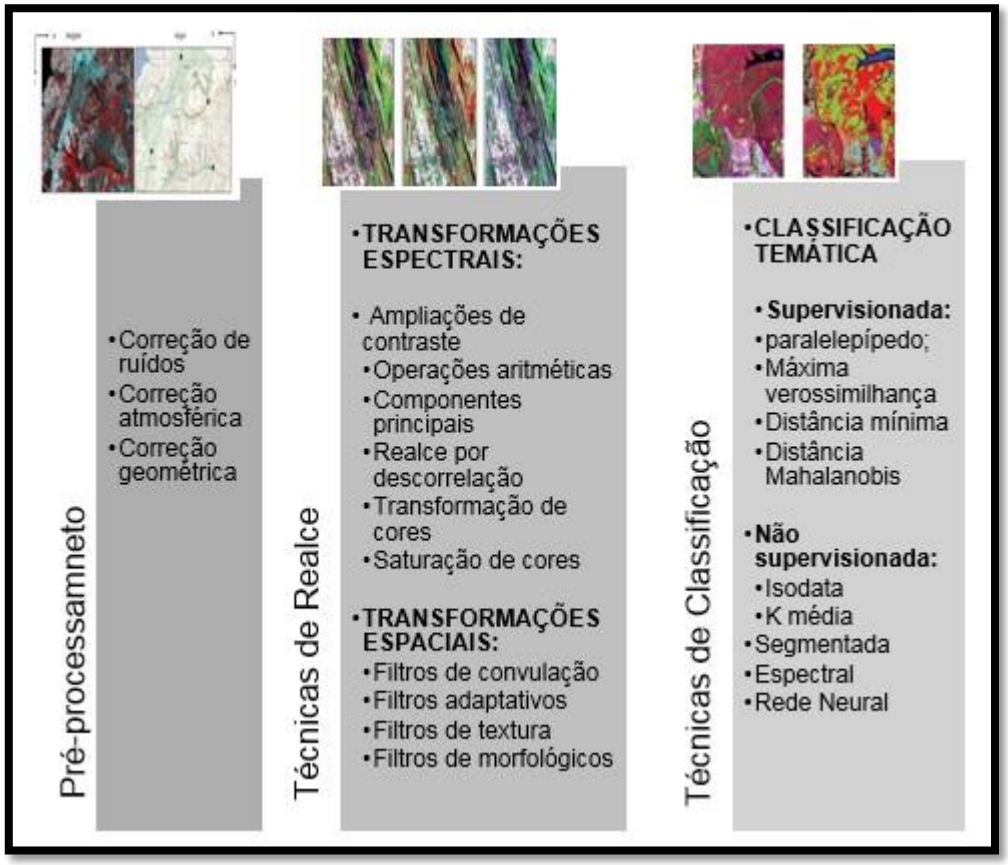
Essas técnicas de PDI têm ampliado possibilidades de avanços em diversas áreas, extrapolando-se, inclusive, a utilização de imagens de satélite para fins de análise de recursos ambientais. Atualmente, verifica-se sua presença também em estudos de imagens da morfologia e estrutura de metais, poliméricos e fibras vegetais; na área biomédica por meio da análise de imagens da contagem de células e exames de genética molecular; obtenção de imagens por ultrassom, radiação nuclear e

técnicas de tomografia computadorizada; uso em automação industrial por meio de sensores visuais em robôs, dentre outros (FONSECA, 2000).

*2.2.2.1 Pré-processamento, Realce, Análise de Imagens e Avaliação da Classificação*

Visando facilitar a visualização da cena a ser estudada, as transformações espectral e espacial visam preparar uma imagem de alto contraste tornando-a mais apropriada a representação do mundo real e, assim, passível de ser analisada com uma melhor qualidade visual pelo intérprete. As fases passíveis de serem utilizadas nesse intuito, visando a análise e processamento de imagens podem ser resumidas na Figura 3:

Figura 3 – Principais técnicas de processamento de imagens

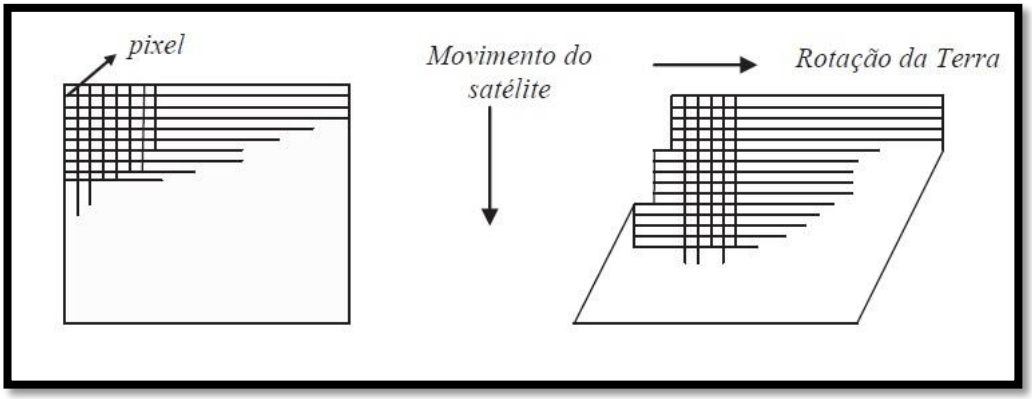



Fonte: Adaptado de Meneses e Almeida (2012).

As técnicas aplicadas no pré-processamento não visam a transformação da imagem, apenas melhorar a qualidade visual da cena. As correções realizadas no âmbito das distorções geométricas tratam de subtrair erros presentes em toda gama de imagens resultantes de sensoriamento remoto. Primeiramente, deve-se eliminar distorções decorrentes da etapa de aquisição das imagens relacionadas à rotação, inclinação e curvatura da Terra, sendo essa dependente de uma série de parâmetros de posicionamento da plataforma, ficando a cargo daqueles órgãos que produzem a imagem (MOREIRA, 2012; MENESES e ALMEIDA, 2012).

Após essa etapa, o usuário deve corrigir distorções ocasionadas pela visada cônica dos sensores, inserindo-se um sistema de projeção que permita a identificação da posição geográfica dos alvos. Para perceber como essas distorções ocorrem, imagina-se que a área de resolução em um terreno seja um quadrado e que a imagem é formada a partir de linhas sequenciais de pixels (MENESES e ALMEIDA, 2012). Falta de ajustes dessa grade ocasionam as distorções geométricas, ou seja, ocorre a mudança de posição desse pixel (Figura 4), sendo percebido devido a alteração de seu valor de brilho ou nível de cinza.

Figura 4 – Deslocamento de linhas de imageamento em decorrência do movimento no sentido oeste-leste de rotação terrestre




Fonte: Meneses e Almeida (2012).

Essa alteração é ocasionada em razão da altitude elevada dos satélites responsáveis pelo imageamento, que ocasiona alterações consideráveis de posicionamento dos pixels que formam a imagem. As fontes dessas alterações podem ser rotação da terra durante tempo de imageamento, instabilidade dos eixos de posicionamento da plataforma, curvatura da terra e campo de visada do sensor.

A correção geométrica pode ser feita por meio de modelos matemáticos (relacionando-os com a localização do pixel) (FIGUEIREDO, 2005); e mais comumente por meio de coordenadas geográficas na área de estudo. Conforme explicitado na figura anterior, durante o tempo de coleta da imagem gasto pelo sensor ocorre a rotação da terra no sentido oeste-leste, provocando um deslocamento das linhas para oeste. Utilizando-se dados conhecidos referentes a velocidade angular do satélite e velocidade de rotação terrestre, modela-se matematicamente essa distorção, deslocando-se as linhas para a direita, garantindo a correta posição das feições contidas na imagem (FIGUEIREDO, 2005; MENESES e ALMEIDA 2012).

Já no segundo tratamento, o analista toma no mínimo 4 pontos na área e, na sequência, relaciona-os com um par de coordenadas. Desse modo, o sistema procede o ajustamento de todos os pixels contidos dentre esses pontos de controle demarcados. A partir desse momento, realiza-se o registro (ou georreferenciamento) (Figura 5) da imagem tomando como base um determinado sistema referencial, geralmente utilizando-se para tanto cartas topográficas (MENESES e ALMEIDA 2012)

Figura 5 – Registro de imagem por meio de pontos controle utilizando sistema de coordenadas carta topográfica-imagem

Fonte: Meneses e Almeida (2012).

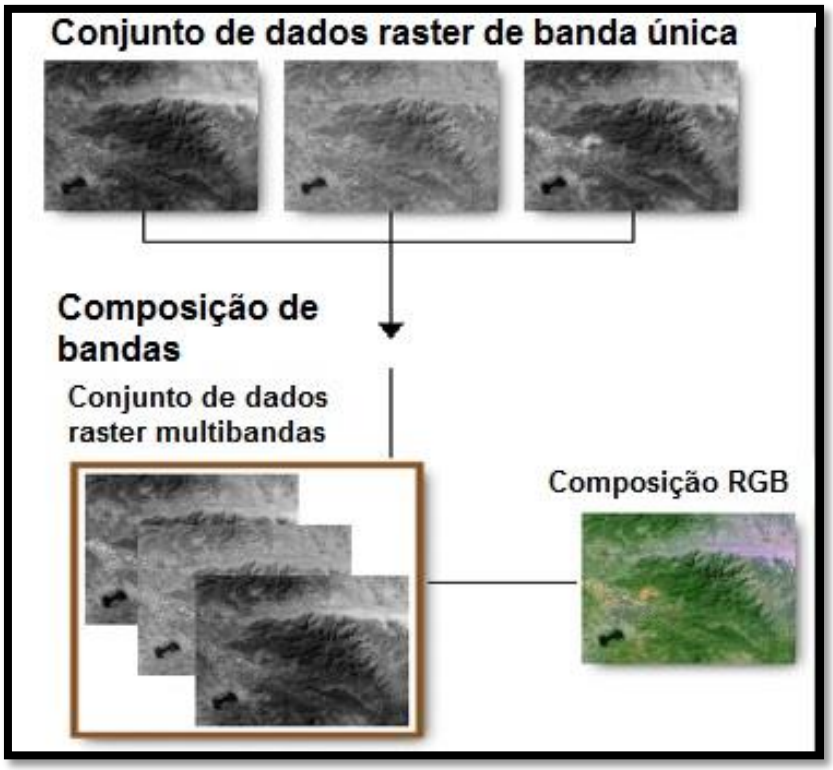
Assim, coordenadas identificáveis são tomadas tanto na carta quanto na imagem a ser registrada, de modo que o sistema, por si só, seja capaz de rotular os demais pixels contidos na área de interesse da imagem de satélite (MOREIRA, 2012).

A etapa de realce consiste na transformação propriamente dita de imagens digitais, tornando-se mais conveniente para o intérprete trabalhar com imagens cujas informações tornam-se mais fidedignas para a geração de mapas temáticos, do que

se comparadas às imagens em formato original. De outro modo, considera-se que essa etapa permite realçar a qualidade visual da imagem facilitando a extração das informações passíveis de serem discerníveis. Existem dois processos para melhorar o contraste de uma imagem: um modelo operando no domínio espectral e o outro no domínio espacial (MENESES e ALMEIDA, 2012).

No domínio espectral, o realce é do tipo radiométrico, onde cada pixel aumenta o seu contraste quando comparado ao pixel adjacente, independentemente do valor desse pixel. A transformação na imagem multiespectral resulta em um conjunto de bandas, sendo que uma delas irá se confrontar com a imagem pancromática. Como exemplos citam-se o realce de contraste por expansões histogrâmicas; operações aritméticas de bandas; transformações do espaço em cores (Figura 6); principais componentes, dentre outros (MOREIRA, 2012; MENESES e ALMEIDA 2012).

Figura 6 – Estruturação de bandas para obtenção de composição colorida.




Fonte: Webhelp Esril (2012)

A etapa de análise da imagem compreende etapas como segmentação e classificação da imagem oriunda de sensores responsáveis pela extração de

informações e, consequentemente, o reconhecimento dos padrões percebidos na imagem (MOREIRA, 2012).

Por meio da segmentação executa-se a fusão de regiões seguindo um critério de homogeneidade que definirá a similaridade entre objetos circunvizinhos por meio da atribuição de códigos. Existem diversos tipos de algoritmos de segmentação de acordo com os softwares de processamento utilizados. Nesses, a delimitação do limiar de similaridade e tamanho mínimo para criação dos polígonos é realizada pelo usuário, que, por sua vez, utiliza testes até que a configuração adequada de seccionamento seja alcançada. O limiar de similaridade refere-se ao nível de semelhança entre o pixel apto a pertencer a um segmento e parâmetros estatísticos daqueles pixels que integram o segmento em análise. Já o limiar de área atribui o número mínimo de pixels comportados em um segmento delimitando assim o tamanho mínimo do polígono (Figura 7) (BRITES et al., 2012; MENESES e ALMEIDA, 2012).

Figura 7 – Segmentação de Imagem com parâmetros de similaridade = (15) e área = (50).

Fonte: Meneses e Almeida (2012).

A classificação das imagens de satélite consiste na extração de informações para reconhecimento dos elementos homogêneos que compõem a paisagem. A partir da definição de limites de intervalos, delimitam-se quais elementos devem ser incluídos ou não numa categoria, mantendo elementos mais congêneres entre si,

separando-os daqueles mais dissemelhantes. A partir dessa delimitação de classes, define-se a apresentação final do mapa temático (ROSA, 2011).

A delimitação de classes pode ser realizada de modo manual ou automática, seguindo-se regras para compor tais valores, sendo relevante a definição da quantidade de classes que serão utilizadas para categorizar a paisagem. O número máximo de classes aconselhável é sete, sendo o ideal cinco (ENVI, 2000) haja visto a melhor definição de padrões de distribuição e menor possibilidade de confusão por parte do visualizador. Por outro lado, a utilização inferior a quatro classes compromete a distinção de variações consideráveis entre os elementos (ROSA, 2011).

A classificação dos alvos terrestres por meio da rotulação de cada pixel que compõe a imagem é realizada por meio de *softwares* computacionais apropriados e algoritmos estatísticos. Esses procedem a rotulação dos inúmeros níveis de cinza presentes na imagem em poucas classes de usos, por meio do reconhecimento de padrões espectrais. A classificação é realizada em duas fases, sendo a primeira delas a do treinamento. Durante essa, selecionam-se as amostras pertencentes às diferentes classes de usos definidas pelo classificador, de modo a assegurar a representatividade das categorias originalmente definidas para a futura classificação (SANO, 2012). Já a segunda etapa consiste na classificação em si.

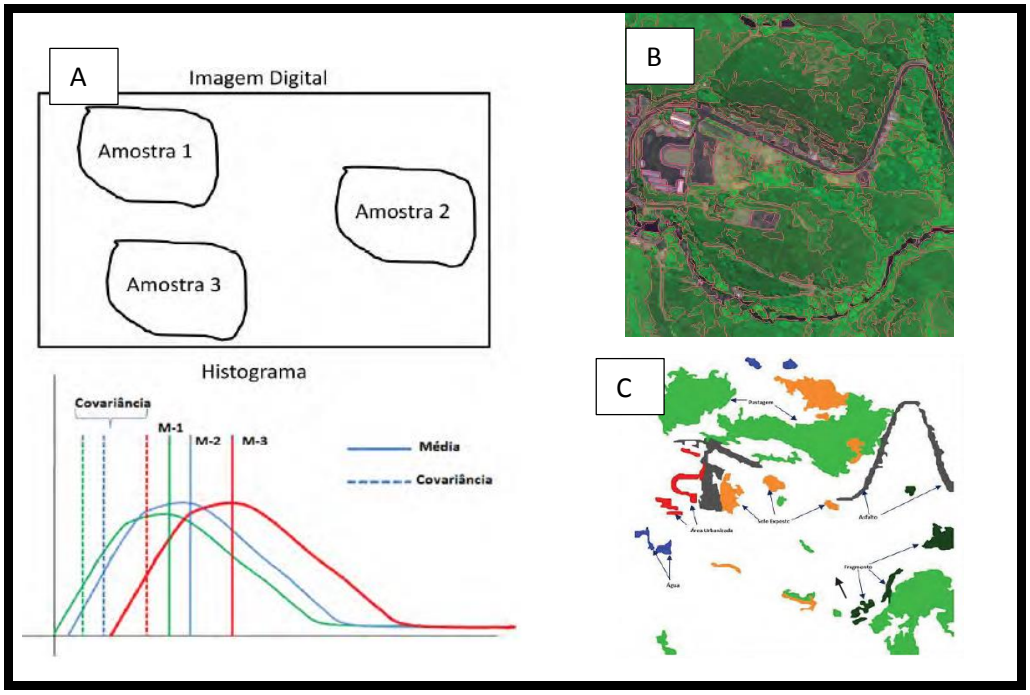
Existem diversos critérios para distinguir métodos de classificação, variando de classificação paramétrica e não-paramétrica, espectral e espacial e, o tipo mais comumente encontrado na literatura específica e adotada pelos *softwares*, a classificação supervisionada e não-supervisionada. É durante o processo de classificação que se define o tipo a ser utilizado bem como os classificadores (se pixel a pixel ou por regiões) (KURY e VIEIRA, 2001; MOREIRA, 2012).

Na classificação supervisionada é premente que o utilizador determine quais as classes deverão ser estabelecidas, a partir de determinadas áreas de treinamento coletadas na imagem. Já na classificação do tipo não supervisionada ou *clustering* o software por si só, a partir de parâmetros simples determinados pelo usuário, é responsável pelo agrupamento das classes. Quanto aos classificadores, o pixel a pixel usa a informação espectral de cada pixel de forma isolada para a identificação de regiões homogêneas, enquanto que no classificador por região utiliza-se tanto a informação espectral do pixel quanto a relação espacial de pixels e suas adjacências. Por essa razão, é necessário a realização de uma segmentação para viabilizar esse processo (MOREIRA, 2012; PEREIRA et al., 2009).

O Spring, *software* gratuito e livre desenvolvido pela Divisão de Processamento de Imagens do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) apresenta alguns classificadores, sendo um desses o *Bhattacharya* (MENESES e ALMEIDA, 2012).

O classificador *Bhattacharya* não realiza a classificação de forma automática, sendo imprescindível interação com o usuário por meio do treinamento sobre as áreas a serem amostradas. Portanto, trata-se de uma técnica supervisionada, por região (Figura 8)

Figura 8 – Seleção de classes e histograma demonstrando distância baseada em Bhattacharya (A), segmentação (B) e segmentos usados para treinamento (C).




Fonte: Adaptado de Meneses e Almeida (2012)

Essa medida de distância serve para medir o quão separados estatisticamente são um par de classes espectrais, utilizando para tanto a distância média das distribuições de probabilidades dentre essas classes. Ao contrário da distância euclidiana, que considera a distância entre dois pontos (diferença das médias), a distância de *Bhattacharya* considera a distância das médias das matrizes da covariância entre duas amostras (MENESES e ALMEIDA, 2012).

Na etapa de pós classificação tem-se o intuito de reduzir erros de classificação na imagem permitindo uma reclassificação daqueles pixels que estão erroneamente

alocados em outra classe. Geralmente, utiliza-se uma filtragem para eliminar pontos isolados, considerando-se os pixels adjacentes dentro de janelas de 3x3, até que ocorra estabilização das alterações na imagem classificada (MORAES, 1999). Ao final, faz-se necessário que as classificações de imagens realizadas passem por uma avaliação para se averiguar o nível de exatidão do mapeamento das classes de usos e cobertura, levantados a partir da imagem de satélite. Amostras homogêneas e representativas são extraídas da imagem na etapa de treinamento, resultando em matrizes de contingência, por meio das quais determina-se um índice de referência capaz de mensurar a qualidade da classificação realizada.

Baseados nessa matriz um dos métodos estatísticos utilizados para avaliar essa acurácia é o índice de exatidão global, que utiliza as colunas como dados de referência para se obter o erro de comissão e o erro de omissão. O índice de exatidão global é resultante da divisão do total de pixels (amostras) classificados corretamente pelo número total de pixels que compõem a matriz (FERREIRA et al., 2007).

Os erros de omissão e de comissão consideram os valores das células marginais da matriz, permitindo uma análise mais rigorosa e refinada dos dados. Sendo assim, enquanto o erro de omissão consiste numa definição errônea da categoria por meio da desconsideração de pixels que deveriam pertencer a essa, o erro de comissão advém de uma delimitação excessiva de uma categoria (FERREIRA et al., 2007). A análise da exatidão do usuário reflete o montante classificado corretamente para tal classe quando comparado aos dados de referência. A exatidão do produtor e a exatidão do usuário expressam a precisão de uma categoria individualmente. A primeira evidencia os pixels que não foram classificados corretamente na sua categoria real enquanto que a segunda se refere a probabilidade de um pixel classificado realmente pertencer àquela categoria nos dados de campo (FIGUEIREDO e VIEIRA, 2007).

Outro índice muito utilizado, especialmente pela comunidade científica, para esse tipo de averiguação é o Kappa, sendo considerado mais eficaz que o de exatidão global. Isso porque o primeiro incorpora também a informação dos pixels classificados de forma correta por classe de uso e cobertura além dos classificados de forma errônea, e não apenas os pixels bem classificados como faz o segundo. Em linhas gerais, considera-se que o índice Kappa representa a diferença entre a diagonal principal da matriz de confusão com a concordância entre a classificação e dados de referência, aliado à possibilidade de concordância entre o produto dos totais das

margens da matriz (CONGALTON e GREEN, 1999). O índice Kappa possui um escalonamento para demonstrar o quanto acurada pode ser uma classificação (Tabela 2).

Tabela 2 – Índice do Coeficiente Kappa e o correspondente conceito do desempenho da classificação

| Índice Kappa | Desempenho da Classificação |
|---|---|
| < 0 | Péssimo |
| 0,0 < k ≤ 0,2 | Mau |
| 0,20< k ≤ 0,4 | Razoável |
| 0,40 < k ≤ 0,6 | Bom |
| 0,60 < k ≤ 0,8 | Muito Bom |
| 0,80 < k ≤1,0 | Excelente |

Fonte: Fonseca (2000)

## 2.3 DINÂMICA E MODELAGEM FUTURA DA PAISAGEM

A dinâmica das paisagens, especialmente no que tange às conversões de coberturas nativas em prol de usos antrópicos, constituíram-se em um dos mais importantes fatores de atenção, a partir do reconhecimento às questões ambientais globais no século XX (TURNER et al., 2007; FREITAS e SANTOS, 2011). Desde então, tem-se desenvolvido distintas abordagens metodológicas para abastecer modelos teóricos e computacionais capazes de detectar tais mudanças. Tais modelagens são alicerçadas em técnicas e dados de sensoriamento remoto e SIGs, além de ferramentas estatísticas e dados de campo (FREITAS e SANTOS, 2011).

Por meio desses instrumentais tornou-se possível a detecção das características próprias das paisagens refletidas por seus ciclos biogeoquímicos e fluxos de energia, demonstrando assim as alterações sofridas com o passar do tempo. A compreensão das condições ambientais presentes nos distintos fragmentos que compõem uma paisagem é necessária para se determinar as inter-relações presentes. Para tal, é necessária a caracterização a partir da quantificação e explicitação, por meio de números e/ou gráficos, das áreas e configuração espacial existentes. A caracterização dessa dinâmica passa pela classificação de duas imagens de períodos

diferentes, da qual resultam a quantificação e configuração do sistema da paisagem. Esses compreendem a matriz de área, matriz de percentagem, vetores de estado e matriz de transição, tanto para dados *raster* quanto para dados vetoriais (BACA et al., 2007).

A análise da paisagem a considera como sendo uma composição de polígonos (vetorial) ou células (matricial) que representam uma área homogênea. Essa paisagem é formada por um conjunto de categorias, sendo que cada uma diferencia-se em relação a um atributo ou tema em questão. A detecção da dinâmica dessa paisagem é obtida por meio da sobreposição de duas cenas da mesma área, porém em períodos distintos. A partir da intersecção dessas, determinam-se novos polígonos/células de onde são calculadas a área e classe à qual pertencem, gerando-se, assim, uma matriz de área (MA). Essa matriz informa o quanto dada paisagem foi modificada já que são somados às áreas dos polígonos/células pertencentes a uma mesma classe no início e final do período considerado (BACA et al., 2007).

A matriz de porcentagens (MP) de área é obtida a partir da divisão de cada um dos elementos que compõem a MA pela área total da paisagem. Dessa forma, ocorre a melhoria da interpretação e manipulação dos dados obtidos. A partir da MP é possível determinar os vetores de estados (VE), matriz de transição (MT), além das classes que tiveram maiores mudanças, assim como àquelas que não foram alteradas. Por meio da MA e MP obtém-se os vetores das áreas (VA) e vetores de percentagem (VP). São esses que irão sintetizar os VE pelo somatório de todos os elementos de cada linha e coluna, representando a forma dos estados das classes, nas células, nos tempos estabelecidos. A diferença dos VE nos dois períodos definidos é que delimitarão as mudanças ocorridas na paisagem. Desse modo, valores positivos e negativos indicam aumento e diminuição de área de uma classe, respectivamente, enquanto que valores nulos evidenciam não mudanças no período analisado (BACA et al., 2007).

São os VE que intervém no cálculo da Matriz de Transição (MT). Essa, por sua vez, é formada por elementos que descrevem a probabilidade de ocorrer mudança de uma classe para outra, representando assim os processos de Markov. As cadeias de Markov baseiam-se na premissa de que existe uma dependência entre uma dada condição e sua condição anterior (HARVEY, 1974). Sendo assim, podem ser compreendidas como um sistema de mudanças de estados, em que se insere um

aglomerado de estados possíveis de serem manifestados e outro de transições que cada estado pode assumir.

A matriz de transição é a representação matemática desse sistema de estados, sendo que cada elemento que compõe a matriz representa a expectativa de mudança do estado da taxa-linha para outro estado da taxa-coluna do referido elemento. A MT apresenta-se como uma rica ferramenta de análise da dinâmica das paisagens e a sua compreensão se dá pela observação de suas linhas, em que o elemento da matriz diagonal será o montante de área que não se alterou durante o período para cada classe; os valores do restante da linha representam as perdas para outras categorias, enquanto que valores das colunas evidenciam seus ganhos em relação às demais classes (BACA et al., 2007).

A partir de estudos que viabilizam a compreensão dos estados dinâmicos das paisagens atuais e dos elementos que a integram, é possível a confecção de simulações de cenários. A produção desses permite o entendimento dos mecanismos que influenciam as funções de mudanças e, desse modo, avaliam a evolução do sistema perante uma configuração definida pelo modelador. Atualmente, o estado da arte das geotecnologias tem sido a busca incessante pelo maior entendimento acerca dos fenômenos naturais de dimensões espaço-temporais, no intuito de representação por meio de modelos espaciais dinâmicos e geração de prognósticos futuros (ALMEIDA et.al., 2007). Além da possibilidade de se testar cenários passíveis de ocorrência, por meio de consideração ou não de dadas variáveis, a modelagem vem sendo crescentemente proposta no sentido de realização de simulações futuras. Uma considerável gama de modelos espacialmente explícitos vem sendo desenvolvidos em diferentes campos, desde difusão de epidemias, propagação de fogo, dinâmica populacional, até os mais comumente visualizados, como mudanças de uso do solo e dinâmica florestal (SOARES-FILHO et al., 2007).

Não obstante isso, sabe-se que os modelos não comportam toda gama de variáveis que podem contribuir com mudanças futuras, o que acaba por limitar o potencial de muitas simulações. Nesse sentido, assevera-se que um modelo terá sua utilidade alavancada quanto mais variáveis intervenientes possam ser consideradas já que erros advém das suas desconsiderações (ROSA, 2011). Por outro lado, há que se considerar que quanto mais fatores são contabilizados no modelo, maior a complexidade envolvida e, nem sempre, um modelo mais complexo é o ideal dependendo do objetivo que se quer atingir.

### 2.3.1 Cadeias de Markov

Cadeias de Markov são modelos matemáticos que servem para representar processos estocásticos, ou seja, processos que se dão ao acaso ou de forma aleatória (PEDROSA e CAMARA, 2007). A observação de séries temporais amplas permite a derivação de uma sequência de modelos de Markov de primeira ordem, em que cada modelo representa as mudanças ocorridas entre dois pontos temporais. Se essas taxas de alterações forem todas iguais no período de tempo em questão, uma matriz de transição seria suficiente para expressar a série histórica devido a estacionariedade presente (BACA et al., 2007). Essas cadeias de primeira ordem pressupõem que condições futuras advém apenas do seu estado presente e das probabilidades de transição. O modelo não desconsidera o passado, contudo, parte da premissa de que toda informação pretérita já se encontra absorvida no presente, com interações instantâneas, desprezando o tempo em que as variáveis se mantiveram em dada condição. Outro fator relevante em cadeias de Markov é que as probabilidades de transição não são alteradas com o passar do tempo, caracterizando-o como um processo estacionário (PEDROSA e CAMARA, 2007). No entanto, as matrizes geradas podem ser não estacionárias, ou seja, as taxas que desencadeiam as mudanças nos tempos t1 e t2 não conseguem prever as mudanças da paisagem no tempo t3 (BACA et al., 2007).

O modelo de Markov descreve a totalidade das mudanças visualizadas na proporção das distintas classes de usos e cobertura da terra, reproduzindo as transformações definidas para o período em que o modelo foi confeccionado. Por essa razão, a cadeia de Markov só retrata as propensões do período sob o qual a matriz de transição foi baseada, desconsiderando outros dados.

Além disso, existem aspectos inerentes a dinâmica da paisagem denominadas dependências espaciais. São as covariâncias condicionadas, responsáveis pelas conexões entre variáveis ambientais e os tipos de usos e coberturas; e efeito de vizinhança, que relaciona as transições com as células adjacentes, demonstrando a influência da proximidade de contagiantes. Para orientar essa multiplicidade de fatores atuantes sobre a paisagem, esquematiza-se uma modelagem baseada em uma representação de Markov estendido. Nesses modelos declara-se a existência de outros fatores sobre a dinâmica que não somente o estado atual do sistema avaliado. Sendo assim, existe uma probabilidade de um pixel “i” ser alterado para “j” em razão

de alguma condição “k”, tornando uma possibilidade de ocorrência simples “pij” em uma possibilidade condicional “pij/k” (BACA et al., 2007).

A rigor, os modelos markovianos supõem que basta conhecer o estado atual de uma paisagem para se prever cenários futuros, tratando-se, portanto, de um processo de primeira ordem. Existem conjunturas que perdem essa condição já que os cenários previstos são influenciados e resultam de estados pré-existentes, principalmente quando a paisagem possui remanescentes que influenciam uma sucessão vindoura. Nesse sentido, fala-se em modelos de Markov de segunda ordem, diante da necessidade de se conhecer os momentos t-1 e t-2 para prever o momento t (BACA et al., 2007). Por meio de um processo probabilístico, uma série markoviana descreve os seus estados futuros X*t+1* como sendo a representação de um estado inicial X*t* e de uma matriz de transição P (X*t+1* = Xt+P), onde um elemento p*hi* dessa matriz destaca a taxa em que o elemento *h* perdeu cobertura para o elemento *i*, durante o transcorrer da trajetória de um dos seus estados para um estado futuro (ORLÓCI et al., 1993).

A vantagem da utilização de cadeias de Markov consiste no fato de ser possível agregar informações complexas numa matriz de transição, possibilitando investigação mesmo diante da impossibilidade de compreensão total dos processos envolvidos (BALTZER, 2000). Além disso, possuem simplicidade operacional e matemática associado à facilidade de utilização a dados oriundos de sensoriamento remoto e execução em Sistemas de Informações Geográficas. Também não existe necessidade de substanciais quantidades de dados passados para prever o futuro (PEDROSA e CAMARA, 2007). No entanto, há que se frisar a dificuldade de se modelar e realizar previsões por meio de processos de Markov diante de alterações inesperadas ocorridas nos ecossistemas. Por essa razão, o potencial dessas previsões fica reduzido em relação ao verificado na realidade diante da ocorrência de distúrbios ou fenômenos climáticos não convencionais (BALTZER, 2000). O modelo markoviano possui limitações no que tange a incapacidade de explicar o “por quê” do fenômeno, limitando-se a respostas quanto a localização e predição futura, pressupondo a estacionariedade dos processos. Além disso, de imediato, não suporta inclusão de variáveis exógenas (socioeconômicas, por exemplo), embora já existam abordagens capazes de suplantar tal restrição (PEDROSA e CAMARA, 2007).

### 2.3.2 Pesos de Evidência

O método de Pesos de Evidência baseia-se no Teorema de Bayes que considera a probabilidade de um determinado evento ocorrer ou probabilidade condicional, considerando que outro evento, independente do primeiro, já manifestou ocorrência (ALMEIDA et al., 2007). O método bayesiano assume a perspectiva da probabilidade *a priori* e a probabilidade a *posteriori*. Para ilustrar essa concepção, discorre-se uma exemplificação: Diante da possibilidade de ocorrência de chuva no próximo dia, e, considerando que nessa dada região chove 80 dias no ano, reconhece-se que a probabilidade *a priori* (inicial) da chuva ocorrer no próximo dia será de 80/365. No entanto, essa informação pode ser aprimorada agregando-se outro dado que possui interferência nessa relação, qual seja, a estação do ano vigente. A partir da multiplicação dessa nova evidência à probabilidade a *priori*, calcula-se o aumento das chances de obtenção de êxito para o que se pretende descobrir, no caso, a probabilidade de ocorrência de chuva no próximo dia (MEIRELLES et al., 2007).

O método de pesos de evidência serve para calcular a probabilidade de transição das classes de usos da terra. Segundo esse, o peso positivo de evidência (W+) é positivo, e o peso negativo de evidência (W-) é negativo quando existe correlação positiva entre as evidências e os eventos. De outro modo, diz-se que W+ seria negativo e W- positivo nas ocasiões em que uma pequena parcela do evento ocorre na área da evidência, em relação ao que deveria ser esperado à casualidade. No entanto, se a manifestação dos eventos independer de uma dada evidência estar presente, logo, W+ e W- se anulariam (W+= W- =0). Os pesos de evidência são calculados devido a necessidade de se associar distintas variáveis concomitantemente em equação única para se obter o valor correspondente a probabilidade. Por essa razão, requer-se a independência condicional entre os padrões ou mapas de variáveis (BONHAM-CARTER, 1994; ALMEIDA et al., 2007).

Desse modo, a utilização do método de pesos de evidência permite detectar quais variáveis são mais importantes em cada transição, destacando-se assim, as forças direcionadoras das mudanças das classes na paisagem. As variáveis contínuas passam por categorização por meio de cálculo de intervalos nos mapas de distâncias. Tal resultado é utilizado no cálculo dos pesos de evidência, dos quais resultam os mapas de probabilidades de transição que, posteriormente, são utilizados nas simulações (NOVAES et al., 2011). Para geração dos pesos das variáveis, que

explicam dada mudança na paisagem, pressupõe-se a independência de eventos. Tais índices avaliam o nível de dependência entre as variáveis, sendo necessário a exclusão daquelas que demonstrem dependência entre si (MACEDO, 2013).

### 2.3.3 Autômatos Celulares

O conceito de autômatos celulares, apresentado por John Von Newmann, tem sido empregado com ênfase em modelagens de contexto físico e urbano. Os autômatos celulares tiveram sua visibilidade expandida a partir de um sistema proposto em 1982 por John Conway chamado “Jogo da Vida”. Nesse, o espaço é interpretado como uma grade de células que, a partir de um estado inicial aleatório, passam a ser alteradas, no decorrer das gerações, por influência de células das suas adjacências. Esse sistema passava a demonstrar que regras elementares eram capazes de gerar resultados que se assemelhavam às condições evolutivas de sistemas do mundo real (ROY e SNICKARS, 1996).

A interpretação de autômatos celulares decorre da configuração de um mosaico de células, com tamanhos e formas regulares, sobre as quais são estabelecidas regras de transição. Tais regras podem ser tanto qualitativas quanto quantitativas, sendo que essas sentenciam “quando” e “por que” a condição de uma célula será alterada. A execução dessas regras em autômatos celulares pressupõe a aferição de cada uma das células que compõem um dado espaço (PEDROSA e CAMARA, 2007). Por exemplo, uma célula que possui uma configuração “X”, num instante t, adquirirá no instante t+1 o estado de suas células vizinhas se essas forem iguais no instante t; se, porém, essa regra de transição não for alcançada, a célula em questão manterá no instante t+1 a mesma condição que apresentava no instante t.

### 2.3.4 Similaridade *Fuzzy*

Ao contrário do disposto pela lógica booleana, que considera como válidos apenas verdadeiro ou falso, a lógica *fuzzy* (ou difusa) considera valores intermediários entre zero e um. Nesse sentido, um valor de 0,5 pode representar meio verdade, enquanto valores de 0,1 signifique praticamente falso e 0,9 praticamente verdade (SILVA, 2005). A lógica *fuzzy* permite codificar os conhecimentos inexatos por meio de inferências aproximadas do modelo cognitivo (utilizado na análise para resolver

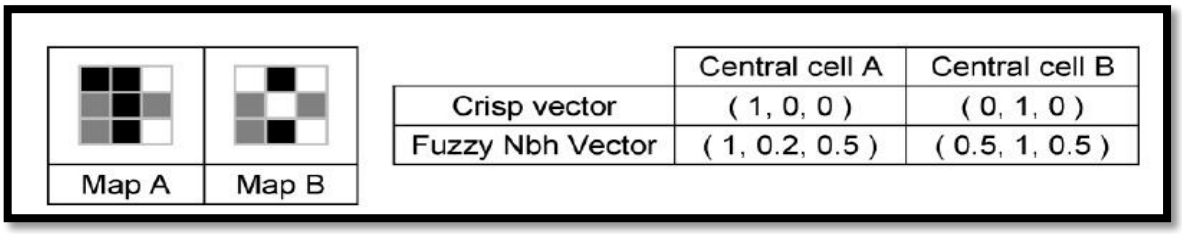
problemas) e assim o desenvolvimento de um conhecimento facilitado, com menor incidência de erros e maior confiabilidade (RUHOFF et al., 2005). Não sem razão, estudos tem demonstrado que a utilização do método *fuzzy,* quando comparados a métodos booleanos, apresenta menor suscetibilidade à propagação de erros em inferências espaciais resultantes de modelos devido à incerteza que recai sobre valores de atributos dos mapas (BURROUGH, 1992).

O método proposto por Hagen (2003) tem como base o conceito de *fuzziness of location* (dubiedade de localização), em que uma dada célula é influenciada não somente por ela mesma, mas também, em menor grau, pelas células que compõem a sua vizinhança, considerando janelas de tamanhos variados (1x1 a 11x11). Para cada célula é delimitado um vetor *crisp* (exato), sendo que esse possui elementos de acordo com o número de categorias existentes no mapeamento. A dubiedade de localização é representada pelo *fuzzy neighborhood* (vetor de vizinhança) desconsiderando a dubiedade da categoria (estado em que se encontra a célula). O vetor assume o valor 1 (um) para categoria igual a *i* e 0 (zero) para categorias distintas de *i* (ROSSETI, 2011).

Existem atualmente muitas pesquisas voltadas a medidas de similaridade *fuzzy* haja visto essa técnica ser indicada nos casos em que os fenômenos recaiam sobre conceitos ambíguos e inexatos, ocasionando caracterização mais condizente das classes cujos limiares não sejam estáticos (BURROUGH e MCDONNELL, 1998).

Nesse escopo, é importante compreender que a similaridade entre dois mapas pode ser atingida pela comparação célula a célula por meio de definição de vetores *fuzzy* para todas as células. A expressão de similaridade para cada local se baseia sobre o conjunto de interseção *fuzzy* de dois vetores *fuzzy*. O valor para similaridade varia de zero a um sendo que zero será definido para vizinhanças completamente dissimilares, um para vizinhanças harmônicas em relação a célula central e 0,5 interpretado como consideravelmente similar. A Figura 9 demonstra a similaridade obtida de vetores *fuzzy* de vizinhança de duas células centrais, onde se obteve o valor de 0,5 para a célula central. Tal valor pode interpretar uma similaridade considerável mesmo que as células centrais dos dois mapas sejam distintas. Isso porque ambas células centrais (Mapas A e B) possuem na sua vizinhança células cinzas, portanto, similares nos dois mapas (HAGEN, 2003).

Figura 9 – Comparação entre dois mapas por similaridade *fuzzy* em relação a vizinhança das células centrais.

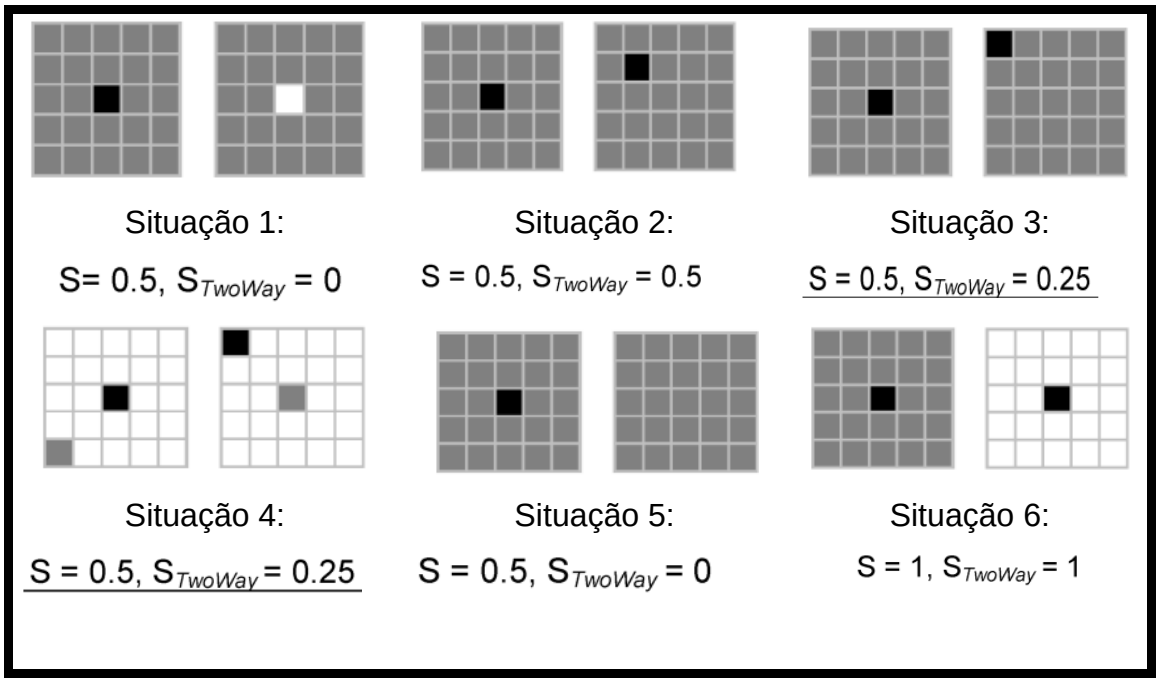



Fonte: Hagen (2003)

Uma alternativa a essa representação é a chamada comparação *two-way* (Figura 10). Essa parece ser mais plausível para comparar mapas visto que a comparação direta por representação *fuzzy* de duas células, com dependência de duas vizinhanças, não é compreensível para se comparar mapas. Conforme demonstrado na figura anterior, as células centrais pertenceram a diferentes categorias e, no entanto, para a janela amostrada os mapas apresentaram similaridade considerável.

Na situação 1, o valor para similaridade na célula central pode ser baixa porque as duas células (preta e branca) diferem, e inexistem células dessas categorias nas células circunvizinhas. A situação 2 expressa que o valor para similaridade para a célula central pode ser intermediária porque as duas células (preta e cinza) diferem mas existem algumas células dessas categorias na vizinhança. A situação 3 assemelha-se a situação 2, embora nessa a similaridade possa ser menor já que as células são encontradas em um raio maior. Na situação 4, o valor da similaridade da célula central é igual a situação 3, porque as células são encontradas dentro do mesmo raio, no entanto, as células brancas não influenciam a comparação. Na situação 5 o valor para similaridade da célula central pode ser baixa, porque as duas células (preta e cinza) diferem, e não há células dessas categorias na vizinhança. Já na situação 6, o valor para similaridade na célula central pode ser alta porque as duas células centrais são idênticas (pretas), independente das adjacentes serem distintas.

Figura 10 – Situações ilustrando índices de similaridade obtidos pelo uso de comparação de vetores de vizinhança *fuzzy* e comparação *two-way*.

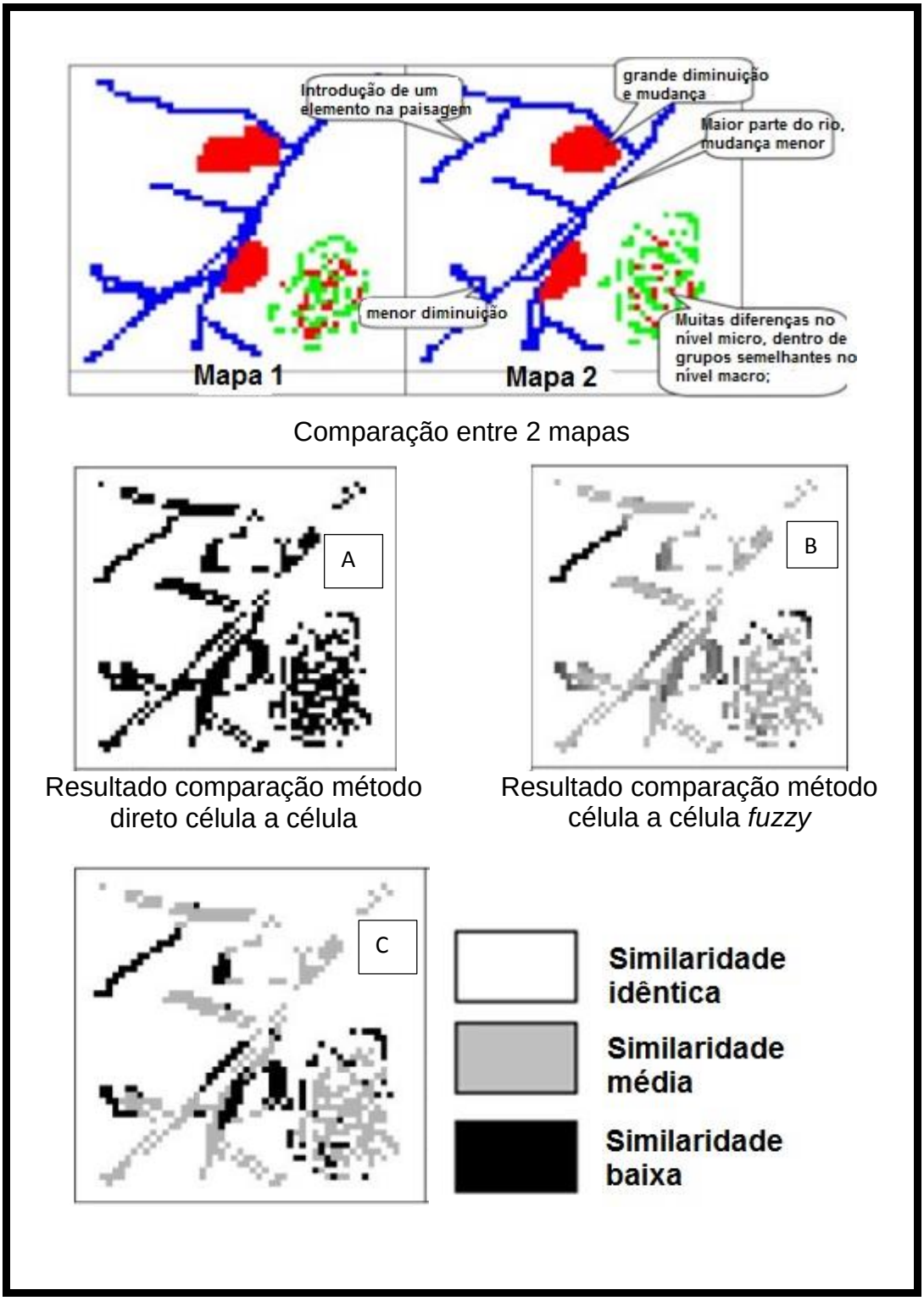



Fonte: Adaptado de Hagen (2003).

A figura 11 apresenta de forma ilustrativa a comparação de dois mapas sendo que os resultados são apresentados pelo método direto célula a célula (A) e método *fuzzy* célula a célula (B). Conforme demonstrado, em A as células que se apresentaram idênticas entre os mapas foram expostas em branco, enquanto que as células com categorias diferentes foram demonstradas em preto. Já na comparação B, células mais claras foram as mais semelhantes enquanto que tons mais escuros apresentaram maior dissemelhança. O decaimento exponencial permite a estratificação de faixas de similaridade levando em conta raios de distância, conforme delimitado em C (HAGEN, 2003).

Para se delimitar a função de decaimento, bem como, a resolução da janela de amostragem a ser adotada (janelas de 1x1, 3x3, 5x5, 7x7, 9x9 e 11x11), deve-se atentar para a incerteza dos dados e o limite de tolerância do erro espacial. Tendo-se como propósito ajustar o modelo em distintas resoluções faz-se uso do decaimento exponencial, podendo-se, da mesma forma, aplicar a função de decaimento constante, considerando um dentro dessa janela de vizinhanças e zero fora dessa (HAGEN, 2003; ROSSETI, 2011).

Figura 11 – Situações ilustrando resultados obtidos pelo método célula a célula (A), método *fuzzy* célula a célula (B) e proposição de limiares (C)




Fonte: Adaptado de Hagen (2003).

Um par de mapas terá sua similaridade averiguada a partir da média de valores para a totalidade de células presentes no mapa, sendo que, numa escala de zero a um, quanto mais próximos de um maior será a similaridade.

## 2.4 APLICATIVOS COMPUTACIONAIS UTILIZADOS PARA ANÁLISE ESPACIAL

### 2.4.1 Spring

Desenvolvido pelo INPE, o *software* Spring (Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas), atualmente encontra-se na versão 5.5.2, podendo ser obtido nas versões português e espanhol (INPE, 2017). O Spring possui uma interface interativa, integrando processamento de imagens, análise espacial, modelagem digital do terreno e interface com banco de dados. Apresenta modelo de dados orientado a objetos, comportando grande base de dados espaciais, com sistema de armazenamento suportando representações matriciais e vetoriais, permitindo a organização de forma compacta de diversos mapas temáticos, imagens aéreas, satélites e de radar. Além disso, apresenta implementação de algoritmos inovadores voltados a segmentação e classificação de imagens por região, restauração de imagens e produção de grades triangulares (ROSA, 2011). O Spring, por tratar-se de um *software* livre e de fácil acesso, é utilizado em estudos das mais distintas ciências, tanto na área da pesquisa quanto da educação (OLIVEIRA, 2007).

#### *2.4.1.1 Tabulação Cruzada e LEGAL*

A tabulação cruzada e análise LEGAL (Linguagem Espacial em Geoprocessamento Algébrico) integram o ambiente do sistema SPRING e permitem o cruzamento e espacialização de dois planos de informações distintos, visando detectar as mudanças dentre ambos. A técnica de tabulação cruzada consiste no cruzamento de dois planos de informações e comparação das classes contidas em cada um, determinando a distribuição e quantificação de áreas de suas intersecções. Por meio dessa, é possível verificar a dinâmica de uso e cobertura da terra em períodos de tempo distintos, por meio da análise de uma tabela de duas dimensões. A ferramenta de medida de classes permite a geração da quantificação das áreas de

cada classe e, portanto, seu comportamento em relação ao tempo estudado (TORRES et.al., 2010).

A programação em LEGAL constituiu-se na estruturação de uma lista de sentenças que descrevem um dado procedimento sobre dados espaciais. A estruturação dessas sentenças é realizada a partir de grupos, a saber: declaração e instanciações de variáveis, operações de álgebra de mapas e comandos de controle (BARBOSA e CORDEIRO, 2001). A proposta do LEGAL é o tratamento destas operações de forma integrada, em um espaço que permita manipulação, consulta espacial e apresentação de resultados (BARBOSA, 1997).

As operações de álgebra de mapas ou álgebra de campos possuem operadores em que as variáveis manipuladas são campos geográficos. Tais operadores trabalham dois ou mais geo campos, de modo que cada um desses descreve atributos diferentes ou um atributo com datas distintas de aquisição (BERRY, 1993; BARBOSA, 1997). As operações são classificadas como pontuais, zonais e de vizinhança. Considerando que as variáveis do tipo campo são chamadas de geo-campo origem e geo-campo destino aquele resultante da operação, operações pontuais são aquelas cujo valor que resulta em cada posição geográfica do geo-campo destino é resultante estritamente dos valores contidos na mesma posição geográfica dos geo-campos origem. Portanto, não existe influência dos valores contidos nas células circunvizinhas em relação à posição geográfica do geo-campo destino. Como exemplo cita-se a combinação booleana, em que o geo-campo destino gerado em que cada posição é resultante da execução de um operador da lógica booleana sobre os valores dos atributos na posição correspondente dos geo-campos origem (BARBOSA, 1997).

Já as operações de vizinhança são relevantes visto que em fenômenos naturais uma dada condição é influenciada pelas características da vizinhança e não somente em função de sua exclusiva posição geográfica. Sendo assim, essas operações referem-se àquelas cujas transformações operam sobre um geo-campo origem e uma máscara contendo células circundantes, de modo que ocorra o deslocamento da máscara sobre o geo-campo origem. Geralmente utiliza-se o formato de matriz de células, por exemplo máscara retangular de 3x3, onde o efeito de direção é obtido por meio de pesos diferentes para cada célula que compõe a matriz (BARBOSA, 1997).

Diferentemente das transformações de vizinhança, nas transformações por região o valor de cada posição geográfica do geo-campo destino resulta do valor do

atributo naquelas posições geográficas que compõem a região no geo-campo origem. Nessas transformações as regiões são estáticas e não se deslocam sobre a região estudada haja visto que região é um conjunto de posições com atributos semelhantes delimitadas pelo homem, como por exemplo, os limites de um município que delimitam uma região (BARBOSA, 1997).

### 2.4.2 *Software* Dinamica EGO

O *software* DINAMICA, desenvolvido pelo Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais, teve como finalidade precípua simular a dinâmica de paisagem em áreas de colonização amazônica, ocupadas por pequenas propriedades, cujo tamanho não ultrapassava 100 hectares (SOARES-FILHO, 1998a; SOARES-FILHO et al., 2002). Sua idealização baseou-se na incorporação de processos de decisão sobre modelos de usos da terra, parametrização a partir de abordagem maciça de dados, inclusão de processos estocásticos de múltiplos passos de tempos, probabilidades espaciais com atributos dinâmicos abrangendo o efeito da vizinhança sobre mosaico e manchas (SOARES-FILHO, 1998b).

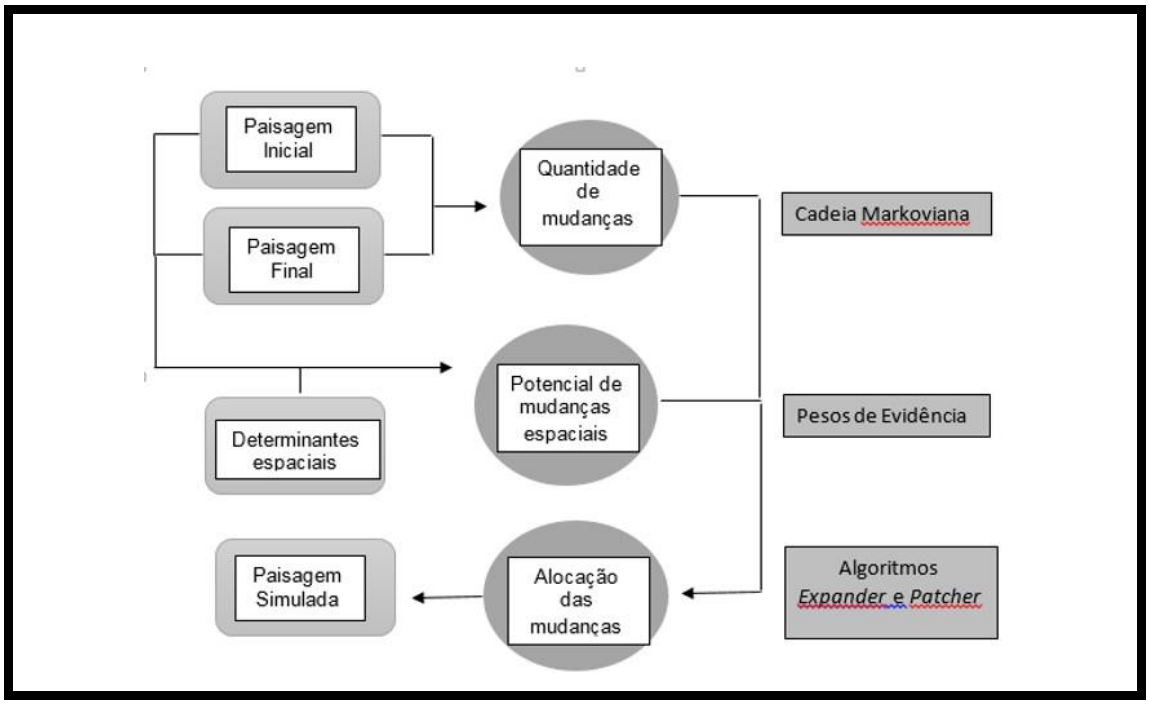
Concebido sob a égide de modelagem de mudanças no território amazônico, teve o intuito de reconhecer diferentes estados relacionados a paisagem florestal, a saber, floresta primária, floresta secundária, desmatamento e regeneração. A modelagem, por sua vez, considera as transições de floresta – desmatamento, desmatamento – regeneração e regeneração – desmatamento, com a finalidade de abranger as conversões ocorridas na paisagem ao longo do período em análise. Nesse sentido, tal modelo foi criado para demonstrar as configurações da estrutura da paisagem focando em áreas de remanescentes florestais e suas áreas de regeneração, não se atendo as mudanças ocorridas em relação aos demais usos do solo. Desse modo, considera-se que seu foco está atrelado a permanência de florestas originais, os efeitos do desmatamento e possibilidade de recuperação dessas paisagens florestais (SOARES-FILHO, 1998a).

Por ser considerado um programa genérico de modelagem voltado à investigação de trajetórias das paisagens, atualmente vem sendo aplicado a uma gama considerável de estudos. Dentre esses, destacam-se fenômenos de desmatamentos/regeneração florestal, expansão urbana e dinâmica intra-urbana e

propostas de zoneamento ecológico-econômico (RODRIGUES et al., 2007; SOARES-FILHO et al., 2007).

Tal plataforma tem como dados de entrada dois conjuntos de dados, segregados de acordo com sua natureza dinâmica ou estática (Figura 12). A partir da classificação de uma imagem de satélite para um dado ano, gera-se um mapa da paisagem inicial utilizado como mapa de entrada no sistema. Do mesmo modo, utiliza um mapa do tempo de permanência do estado atual em que cada célula se encontra, além das variáveis cartográficas (solo, vegetação, declividade, altitude, distância a estradas, dentre outras que se julgarem pertinentes ao modelo). A partir dessas variáveis são gerados os mapas de probabilidades, sendo esses decorrentes da definição de seus pesos de evidências, que representam as áreas mais suscetíveis a mudanças (SOARES-FILHO et al., 2009**).**

Figura 12 – Fluxograma das etapas de modelagem da plataforma Dinamica EGO.




Fonte: LIMA et al., (2013).

As variáveis dinâmicas passam por recálculo em cada nova iteração, sendo que após cada etapa gera-se um novo mapa da paisagem, mapas de probabilidades de transições e mapas das variáveis dinâmicas (SOARES-FILHO, 1998b; SOARES-FILHO et al., 2007). As variáveis estáticas possuem valores fixos calculados

inicialmente, sendo que permanecem inalteradas ao longo da execução da simulação (SOARES-FILHO, 1998a).

O DINAMICA utiliza processos que determinam a alocação de mudanças na paisagem, sendo elas o *expander,* responsável pela capacidade de expandir ou contrair manchas pré-existentes, o *patcher,* que se dedica a formação de novas manchas, e o módulo de difusão que acarreta a migração de células para novas áreas diante de uma saturação assintótica de células dentro de uma dada vizinhança (SOARES-FILHO et al., 2007). São as combinações desses processos de transição, utilizando mecanismo nucleador de manchas, operando sobre mapas de probabilidades de transição e possuindo como parâmetros de entrada a isometria, variância e tamanho médio de manchas, que possibilitam a geração e desenvolvimento de padrões espaciais de mudanças (SOARES-FILHO et al, 2007).

O *software* Dinamica teve sua denominação alterada para Dinamica EGO ou *Environment for Geoprocessing Object,* encontrando-se atualmente na versão 4.0.8 (DINAMICAEGO, 2018). A partir de uma remodelagem, tornou-se mais complexo e flexível, acabando-se com a chamada herança do fluxo estático de processamento, existente na versão anterior (RODRIGUES et al., 2007). Portanto, é capaz de manter um fluxo contínuo de dados, sendo esses mantidos na memória somente enquanto são executados no modelo, evitando-se a redução de sua performance.

O ambiente do DINAMICA EGO envolve diversos operadores convencionais ou *functores* em sua arquitetura. Esses operadores executam tarefas sobre um dado conjunto de dados de entrada, que, por sua vez, disciplina a saída de um novo conjunto de dados. Além desses, também existem os operadores de grupo ou *containers,* cuja finalidade é definir um comportamento de operação para os *functores* nesses inseridos. Ambos, *functores* e *containers,* são responsáveis por direcionar dados entre esses, utilizando-se para tanto dos chamados “portos” ou conjunto de entrada e saída de dados. Durante a confecção dos modelos, a interface gráfica apresenta-se como uma cadeia de fluxo de dados em que a modelagem é criada por meio do arraste e conexão entre os *functores* através dos portos, resultando em um aspecto de diagrama (RODRIGUES et al., 2007).

Além do método de pesos de evidência, as modelagens geradas pelo Dinamica EGO utilizam autômatos celulares, cujos valores da variável de cada célula dependem do estado anteriormente ocupado por essa além de regras de transição. Tais regras

consideram o arranjo específico das células adjacentes, com atualização simultânea dessas a passos discretos de tempo (SOARES-FILHO et al., 2002; LIPPERT, 2013).

Para se determinar as probabilidades de mudanças dentre as classes de usos e cobertura da terra definidas na modelagem, esse *software* usa Cadeias de Markov, por serem capazes de descrever processos estocásticos. Assim, as mudanças passíveis de ocorrer, resultantes de variação em dois estados temporais, são representadas por matrizes de transição que avaliam a probabilidade estatística de um estado permanecer como tal ou ser alterado em função de instante temporal (BACA et al., 2007; LIPPERT, 2013).

O processo de validação realizado no software Dinamica EGO utiliza-se do método de similaridade *fuzzy*, proposto por Hagen (2003) e adaptado para a referida plataforma (RODRIGUES et al., 2007). Esse aperfeiçoamento visou extrair a chamada similaridade inercial resultante da comparação direta de um mapa observado e de um simulado, responsável pela superestimação de índices de ajuste em geral (ALMEIDA et al. 2008, MACEDO et al, 2013). Para evitar que as áreas que não sofreram alterações sejam contabilizadas, introduziu-se uma adaptação chamada *two-way*. Por meio dessa, são gerados dois mapas diferença: a) um resultante da subtração entre o mapa de uso simulado final e o mapa inicial e b) outro resultante da subtração entre o mapa de uso observado final (real ou de referência) e o mapa inicial (ROSSETI, 2011). Esses mapas diferença gerados apresentam valores um para as células que se mantiveram quanto às classes de usos da terra e zero para as que não se mantiveram, sendo que a desconsideração de áreas de não mudança reduz superestimativas de valores de similaridade. Além dessa validação, considera-se necessária uma análise visual pormenorizada para que se determine o melhor cenário representativo do mapa final de cobertura da terra, relacionando-o com o padrão de alocação das classes (ROSSETI, 2011).

Em suma, a geração do índice de similaridade *fuzzy*, durante o processo de validação, colabora para que os parâmetros das funções *expander* e *patcher* sejam ajustados até a obtenção de valores aceitáveis (NOVAES et al., 2013). Ou seja, índices elevados representam uma maior concordância entre o padrão espacial do mapa simulado e o padrão do mapa observado (real), servindo de parâmetro para simulação de cenários futuros mais condizentes com a realidade.

### 2.4.3 *Software* QGIS

O QGIS, considerado um desktop potente e amigável, teve seu lançamento em 2002 sendo chamado à época de Quantum GIS. Após o lançamento do QGIS 2.0, a partir de 2013 passou a ser denominado oficialmente apenas QGIS. Criado inicialmente com o intuito de criar um visualizador para a base de dados geográfica Post GIS, tornou-se uma plataforma multifuncional (MEDEIROS, 2017).

O QGIS, projeto oficial da *Open Source Geospacial Fundation* (OSGeo), trata-se de um SIG de código aberto, passível de utilização em ambiente Linux, Mac, Android, Windows, dentre outro. É capaz de suportar diversos formatos de rasters, vetores e bases de dados e funcionalidades de geoprocessamento para manipulação desses. Esse software torna disponível um número considerável de funcionalidades sendo possível por meio desse gerir, editar, analisar dados e confeccionar mapas, (QGIS, 2017).

Possuidor de uma ampla quantidade de usuários, conta com uma das comunidades mais ativas e colaborativas da área de Geotecnologias. Devido sua grande capacidade de integração com outros programas tem sido considerado um *software* em franca evolução, sendo capaz de se integrar a pacotes como GRASS, Orfeu ToolBox, Saga GIS, Sistema Estatístico R, PostgreSQL/PosTGIS, dentre outros. Desse modo, tem ampliado consideravelmente o montante de ferramentas aptas a atuar em processamento digital de imagens, geoestatística, análise espacial, banco de dados geográficos e outros (MEDEIROS, 2017).

### 2.4.4 *Software Erdas*

Trata-se de um pacote de *software* voltado ao processamento de imagens geoespaciais e vetoriais, podendo servir para trabalhar com imagens hiperespectrais e LiDER de diversos sensores. Além disso, o Erdas possui módulo de visualização de resultados em 2D, 3D, vídeo, módulo vetorial voltado a modelagem e composições de mapas cartográficos de qualidade (DATAONE, 2017; DIGITALRESEARCHTOOLS, 2017).

Sua linguagem nativa é EML, estando integrado em aplicativos de SIG e controle remoto, sendo o formato de armazenamento de imagens passível de ser lido em diversas aplicações (DATAONE, 2017). Considerado um *software* de topo,

apresenta capacidade de processamento de dados e criação de imagens digitais para mapeamento em programas SIG (DIGITALRESEARCHTOOLS, 2017).

## 2.5 VALIDAÇÃO DE CENÁRIOS SIMULADOS

Os modelos de mudanças de usos e cobertura da terra (LUCC - *Land-use and land-cover change*) tem evoluído no sentido de oferecer subsídios em tomadas de decisão quanto a gestão das paisagens. No entanto, os resultados das pesquisas tanto podem contribuir quanto dificultar esse processo, sendo que a apresentação desses produtos, bem como, sua aproximação com a realidade irá definir essa dicotomia. Se os tomadores de decisão confiarem plenamente em um modelo que afirma que novas políticas serão eficazes, tendem a adotar uma política potencialmente dispendiosa que poderá falhar. Porém, se a confiança depositada nesse mesmo modelo for pequena, podem ignorá-la mesmo diante de seu baixo custo e eficácia. Em suma, a melhor decisão é possível quando o agente sabe interpretar as informações e estimar adequadamente um nível de confiança acerca de um dado modelo (SPENCER e PONTIUS, 2005).

A atividade científica contribui com esse processo quando seus resultados são apresentados de forma clara e seus produtos passíveis de utilização. Nesse sentido, fala-se nas três fases da pesquisa em LUCC. A primeira consiste na recolha e documentação de dados, a segunda refere-se a análise desses por meio de modelos estatísticos e preditivos, enquanto que a terceira e atual, preocupa-se em avaliar e validar as previsões geradas pelos modelos LUCC. Essa última etapa tem sido considerada de suma importância já que permite demonstrar o quão úteis são os resultados advindos dessas modelagens. Isso porque a geração de modelos, apesar da sua sofisticação inerente, não garante precisão dos resultados, podendo tornar-se enganosa dependendo da análise envolvida (SPENCER e PONTIUS, 2005).

Diversos fatores podem intervir e prejudicar o desempenho de uma modelagem que se propõe a simular cenários futuros. Dentre esses destacam-se conhecimento incompleto dos sistemas naturais e humanos, escassez de dados, erros quanto aos principais processos do sistema, limites da estrutura do modelo, impossibilidade de obtenção de conjunto ideal de parâmetros, nível de aleatoriedade e processos estatísticos incompletos (SOARES-FILHO, 2015). Para reduzir potenciais incertezas,

os cientistas devem fornecer um nível de confiança quanto aos resultados de uma modelagem.

A viabilização da etapa de validação se dá por meio da utilização de informações históricas para calibração do modelo. A partir dessa calibração realiza-se, em um primeiro momento, a projeção de cenário para o tempo contemporâneo, diante da possibilidade de averiguação da realidade atual. De posse desse resultado o modelador averigua o quanto o modelo conseguiu prever adequadamente um período já conhecido no tempo. Do ponto de vista científico tal resultado torna-se relevante mas para aqueles que devem gerir paisagens por meio de tomadas de decisão, tal resultado apenas prevê algo que já é conhecido. Contudo, essa etapa de validação serve para demonstrar a tendência de confiabilidade de um modelo que se propõe a prever a configuração de uma paisagem no futuro (SPENCER e PONTIUS, 2005).

Diversos métodos têm surgido na literatura no intuito de testar e validar tais modelagens. Alguns propõem uma análise mais fina, pixel a pixel, enquanto que outros consideram mais pertinente a análise por meio de janelas de amostragem. A maioria opta por essa segunda tendência alegando que mesmo diante de dissemelhança em nível de célula a célula, podem existir padrões espaciais similares (acordo espacial) dentro de uma determinada vizinhança (SOARES-FILHO, 2015). Além disso, diante da impossibilidade de se reproduzir um cenário pretérito por meio de uma espacialização exata, é aceitável a utilização de índices de janelas de similaridade (FERRARI, 2008).

Alguns desses métodos baseados em arredores são os procedimentos de ajuste de múltipla resolução que compara mapa de aptidão espacial dentro de tamanhos crescentes de janelas (CONSTANZA, 1989); sistema de inferência *fuzzy* baseado no padrão hierárquico de correspondência difusa (POWER et al., 2001); K*location,* que diferencia erros devido localização e quantidade (PONTIUS, 2000); K*fuzzy*, considerada equivalente à estatística Kappa e similaridade *fuzzy*, que responde por imprecisão de localização e categoria dentro de um contexo celular (HAGEN et al., 2003); comparação *reciprocal similarity,* que consiste numa modificação do método de Hagen (2003), cuja métrica corresponde à semelhança mínima entre dois mapas diferença e vice-versa (SOARES-FILHO et al.2009); Kappa *Simulation,* que avalia o acordo entre o mapa de uso da terra simulado e o real (VAN VLIET et al., 2011).

Em suma, assevera-se que a escolha quanto ao melhor critério para validação está relacionado aos tipos e qualidade de dados, objetivos do projeto e precisão que se quer atingir. Mesmo que a saída do modelo seja consistente com o conjunto de dados teste, não existe garantia desse mesmo comportamento preditivo quando o modelo for submetido a um conjunto de dados diferentes dos testados. Isso porque os dados históricos podem conter erros ou desatualizações, não representando, portanto, a dinâmica do sistema atual e futuro. No mesmo sentido, dados parcos exigem seleção de intervalos de tempos curtos para calibração e validação em relação ao período de tempo que o modelo objetiva simular para o futuro (SOARES-FILHO, 2015).

### 2.5.1 Análise espacial: concordância flexível ou concordância rígida?

A aceitabilidade para a validação de uma modelagem deve estar atrelada aos objetivos propostos. Alguns autores ressaltam aspectos relacionados às medidas de validação, uns mencionando a necessidade de considerar a análise pixel a pixel enquanto que outros concluem ser aceitável a análise por janelas de similaridade para se auferir veracidade de projeções.

Os métodos de avaliação focalizam a análise da coincidência espacial entre as mudanças simuladas e as mudanças observadas. Esse enfoque pode inclinar em direção a uma supervalorização dos métodos onde as mudanças correspondem aos pixels com valores mais elevados de probabilidades de mudanças devido que a reprodução dos padrões espaciais da paisagem se fazem às custas da coincidência espacial (MAS et al., 2011).

Partindo-se do pressuposto de que é impossível se reproduzir um cenário passado por meio de uma espacialização exata, é aceitável a utilização de índices de janelas de similaridade (FERRARI, 2008). Nesse sentido, a lógica *fuzzy* possibilita a identificação da similaridade de padrões por meio da comparação da célula central em relação às células adjacentes, demonstrando uma maior tolerância em relação a coincidência espacial (SOARES-FILHO et al. 2009; MAS et al., 2011). Modelos espaciais requerem uma comparação que considere o contexto de vizinhança celular em razão de que um mapa, mesmo que não corresponda pixel a pixel, poderá apresentar padrões espaciais similares em relação a células adjacentes. Nesse sentido, um estudo testou a capacidade de validação no contexto de vizinhança dos

seguintes métodos: ajuste de múltipla resolução (CONSTANZA, 1989), sistema de inferência *fuzzy* baseado em correspondência difusa (POWER et al, 2001), K*location* (PONTIUS, 2000), K*fuzzy* (HAGEN et al., 2003), Comparação *Reciprocal Similarity* (ALMEIDA et al., 2008) e Kappa *Simulation* (VAN VLIET et al, 2011). Dentre esses, constatou-se que o melhor método foi o *Reciprocal Similarity* porque esse se concentra nos ajustes das mudanças em vez de focar em todo mapa, distinguindo bem padrões espaciais a partir de um modelo neutro (SOARES-FILHO, 2015).

Por outro lado, um fato questionado deve-se a essa desconsideração de pixels que persistem, ou seja, que se mantém iguais quando se comparam dois mapas visando detectar a similaridade entres esses. A alegação dos modeladores para esse descarte está no fato dos modelos preverem as mudanças, logo, tendem a desconsiderar os pixels que se mantiveram durante o cruzamento. Contudo, alguns autores desaconselham a eliminação de pixels porque esses são potenciais à ocorrência de mudanças, sendo que sua negligencia pode implicar em problemas. Logo, se o objetivo do modelo é diferenciar os pixels alterados dentre aqueles que se mantém, a medida de validação precisa considerar toda a gama de pixels passíveis de alteração quanto ao uso e cobertura da terra (PONTIUS e SUEDMEYER, 2004).

Uma comparação célula a célula, e portanto mais rigorosa, entre um modelo de padrão espacial previsto e o padrão observado é necessário se a localização dos diferentes hábitats em relação à sua localização efetiva é importante. Quando se trata de áreas menos espressivas, cujas localizações são específicas de uma zona endêmica, uma resolução fina poderá ser a ideal. Em casos de aplicações em que o padrão espacial das paisagens nos mapas simulados é importante, recomenda-se avaliar este aspecto, por exemplo, por meio do cálculo de índices de fragmentação (MAS et al., 2011). De outro modo, se é mais importante averiguar a abrangência de determinados usos no futuro, a análise célula a célula não se torna tão eficaz para avaliar adequadamente uma previsão. Nesse sentido, processos não estacionários detalhados são suscetíveis de causar mais erros em escalas mais finas do que em escalas mais grosseiras (SPENCER e PONTIUS, 2005) . Portanto, a aplicação de um ajuste padrão aplicado a um série de resoluções espaciais, e a mudança de ajuste com a resolução da janela de amostragem, apresenta-se como a ferramenta ideal para interpretação dos padrões previstos em um modelo, permitindo-se uma análise espacial mais tolerante (TURNER, et al., 1989).

Enfatiza-se que apesar de muitas evidências apontarem para avanços devido ao advento de modelos baseados em autômatos celulares, ainda persistem limitações e deficiências nas implementações tradicionais desses modelos. Essas estariam relacionadas principalmente a discretização do espaço e do tempo, acarretando problemas de estacionariedade de mudanças ao longo do tempo (FERRARI, 2008). Apesar dos modelos dinâmicos espaciais apresentarem-se como meios promissores de simulações, ainda existem impasses quanto a espacialização dessas mudanças no futuro, fato percebido principalmente quanto maior é o lapso temporal projetado.

Em suma, sabe-se que as modelagens são simulações e não possuem a obrigação de serem certeiras em sua totalidade, visto basearem-se em cenários passados para projetar o futuro. No entanto, a análise comparativa de cenários projetados em relação aos cenários reais, visando a delimitação de fatores que realmente estão contribuindo com as alterações da paisagem ao longo dos períodos é de extrema relevância. Somente por meio dessas validações será possível averiguar se as variáveis consideradas foram suficientes para determinar os padrões futuros. Diante da invalidação dessas modelagens pode-se determinar outros fatores, realimentar o modelo e novamente gerar prospecções. A submissão dos resultados da simulação a testes de validação, abrirá possibilidade de extrapolação desses modelos para áreas com padrões similares de uso e cobertura. E, além disso, servirá para de modo confiável balizar políticas públicas e tomadas de decisão visando a conservação sustentável da paisagem em longo prazo.

# 3 MATERIAL E MÉTODOS

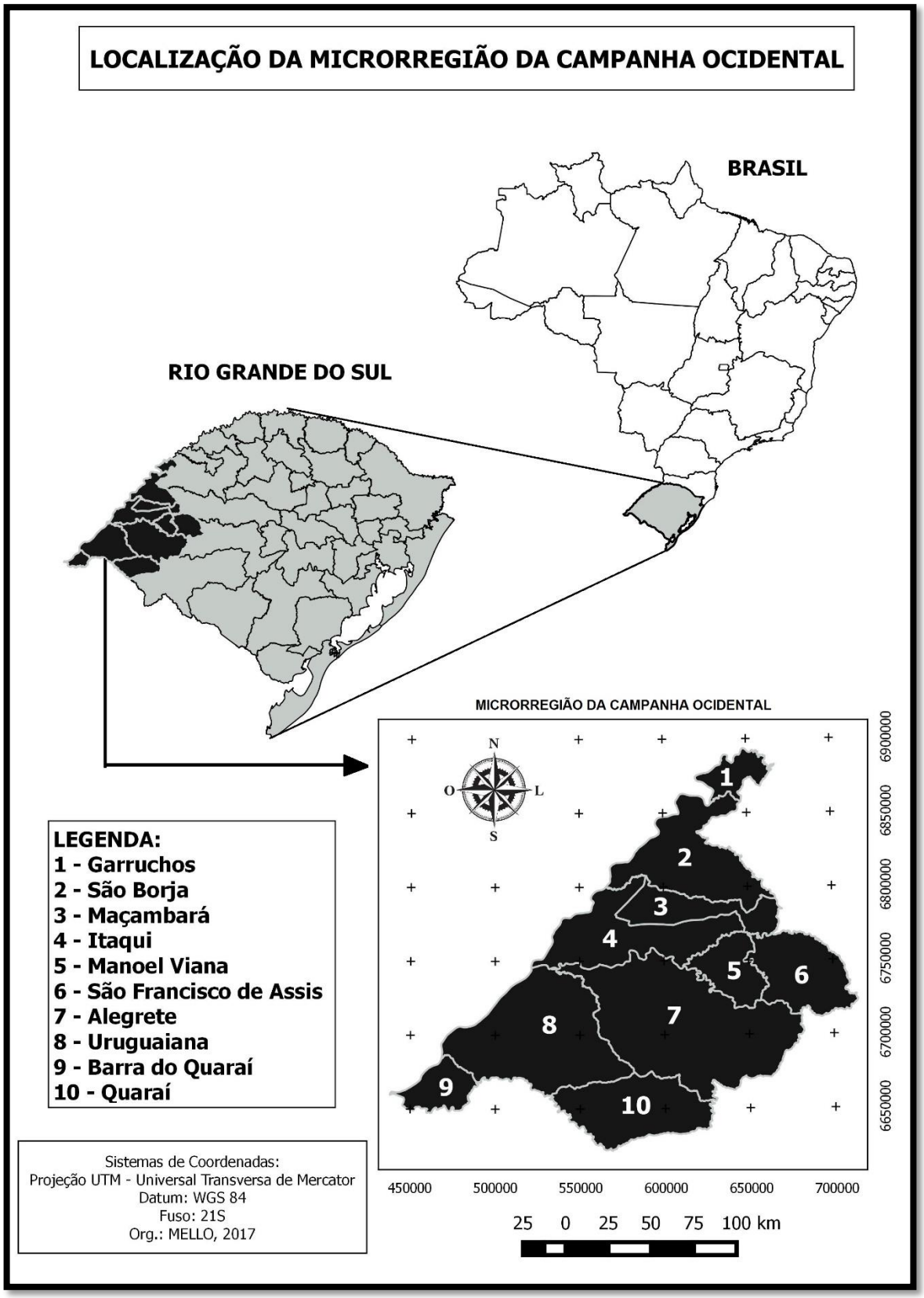
## 3.1 LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A região de estudo totaliza uma área de 30.692,125 km² conhecida como Microrregião da Campanha Ocidental, pertencente à Mesorregião do Sudoeste do Rio Grande do Sul, compreendendo os municípios de Alegrete, Barra do Quaraí, Garruchos, Itaqui, Maçambara, Manoel Viana, Quarai, São Borja, São Francisco de Assis e Uruguaiana (Figura 13). Geograficamente, situa-se nas seguintes coordenadas extremas: latitudes 27º56’37’’ S e 30º33’41’’ S e longitudes 54º42’’7’’ W e 57º41’28’’ W. No ano de 2010, a população dessa região foi estimada em 364,249 habitantes, com densidade de 11,70 hab/km² e IDH de 0,768 (IBGE, 2010).

A área de estudo pertence ao Bioma Pampa, Ecorregião de Campos Sulinos, sendo a unidade de vegetação predominante o Estepe – gramíneo-lenhosa (campestre) (RADAM-BRASIL/IBGE, 2004), com ocorrência de matas ciliares ou de galerias ao longo do curso dos rios que irrigam a região (SILVA, 2015). A vegetação típica campestre sofre influência das características edáficas da região, que induzem o surgimento de vegetação arbustiva com formas retorcidas aleatoriamente distribuídas na paisagem (ROVEDDER, 2007). Nessa região, alguns municípios receberam a implantação de monocultura de espécies exóticas (eucalipto e pinus), principalmente em áreas cujo tipo de solo demonstrava-se menos produtivo como os areais, transformando a fisionomia campestre predominante.

O clima dessa região é, segundo classificação de Köppen, subtropical úmido (Cfa) sem estação seca definida e com temperaturas médias variando de 14,3ºC no inverno a 26,3ºC no verão e média de precipitação de 1400 mm/ano (MORENO, 1961). Geologicamente, essa região integra a província arenítico-basáltica com litologias dispostas em sequência, tendo basalto pouca espessura, caracterizando-se pelas formações litológicas do Botucatu (arenítica) e Serra Geral (basáltica) (SUERTEGARAY, 1998).

Figura 13 – Localização geográfica da área de estudo – Microrregião da Campanha Ocidental, RS, Brasil




Fonte: A autora

O Macrozoneamento ambiental do RS, que define os principais padrões de uso e ocupação do solo, cobertura vegetal e relevo, delimitou a predominância da Macrozona *Cuesta do Haedo* para a Microrregião da Campanha Ocidental. Essa constitui-se predominantemente de áreas de campos limpos e pastagens, campos subarbustivos e zona agrícola de uso intensivo de verão (SEPSRM/UFRGS; SEPLAG RS/DEPLAN, 2012).

As características campestres da Microrregião da Campanha Ocidental permitem o desenvolvimento de práticas de agricultura e pecuária extensiva (gado de corte). A utilização dessas áreas principalmente para criação de bovinos é reconhecida como uma das formas de manutenção sustentável dessas áreas já que a dinâmica dos campos está associada, desde início do Mioceno, à co-evolução de herbívoros pastadores pré-históricos com espécies de gramíneas na América do Sul (MACFADDEN, 1997). Apesar da pecuária provocar pouco impacto ambiental, as áreas campestres da região de estudo têm sido degradada pelo avanço da fronteira agrícola, devido principalmente a prática de cultivos como o arroz e soja (CONSERVA, 2005). A falta de manejo adequado tem tornado muitas áreas vulneráveis à processos erosivos, devido ao empobrecimento do solo que decorre da perda de nutrientes e mobilização de sedimentos, dificultando a fixação de vegetação e, assim, o surgimento de areais (SUERTEGARAY, 2011).

Portanto é comum a existência de manchas de areais na Microrregião da Campanha Ocidental especialmente nos municípios de Alegrete, Itaqui, Maçambara, Manoel Viana, Quaraí, São Borja, São Francisco de Assis e Uruguaiana (SILVA, 2015). Apesar dos areais nessa região terem surgido originariamente de processos naturais devido ao retrabalhamento do solo e ação de intempéries climáticos sobre um substrato pouco consolidado (MARCHIORI, 1995), reconhece-se que os processos erosivos são intensificados pela ação humana devido aumento de substrato exposto (TRINDADE, 2003).

Estudos vem sendo desenvolvidos no intuito de obtenção de respostas quanto a dinâmica desses processos na região. Um desses realizou simulações de cenários futuros para a Microrregião da Campanha Ocidental, especialmente quanto a quantificação e espacialização de cobertura florestal e zonas de areais até o ano de 2026 (SILVA, 2015). A delimitação de tal área como foco da presente tese se deu em razão da existência de simulações que tentam prever a realidade futura para a área, sendo necessário a continuidade de estudos que validem essas prospecções.

### 3.1.1 Dados agropecuários da área de estudo

A Microrregião da Campanha Ocidental possui sua base econômica assentada no setor primário, sendo que as maiores produções são resultantes das culturas de arroz, soja, milho e trigo, perfazendo essas 98,86% dentre todas as culturas temporárias praticadas na Microrregião. Conforme demonstrado na Tabela 3, considerando as áreas em hectares (ha) abrangidos pelos principais cultivos, as áreas ocupadas pelo plantio de arroz somam mais de 84 mil ha em Uruguaiana e 82 mil ha em Itaqui; já em Alegrete e São Borja, respectivamente, atingem aproximadamente 60 e 49 mil ha de área plantada. Quanto as áreas abrangidas pelo cultivo de soja, somam-se 55 mil ha em São Borja, 38 e 35 mil ha em São Francisco de Assis e Manoel Viana, respectivamente. As áreas ocupadas por plantios de trigo abrangem mais de 13 mil ha em São Borja e 8 mil ha em Maçambará, enquanto que plantações de milho atingem 5 mil ha em Itaqui e 4 mil ha em São Borja e Alegrete simultaneamente.

Tabela 3 – Principais culturas em hectares desenvolvidas na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e municípios

| | **Principais culturas temporárias em hectares** | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Identificação área** | **Arroz** | **Soja** | **Trigo** | **Milho** | **Total** |
| Sudoeste Rio-grandense | 469.909 | 584.750 | 54.962 | 30.786 | 1.140.407 |
| Campanha Ocidental | 335.028 | 217.950 | 37.350 | 20.328 | 610.656 |
| Alegrete | 59.611 | 25.000 | 800 | 4.000 | 89.411 |
| Barra do Quaraí | 24.422 | 450 | 0 | 50 | 24.922 |
| Garruchos | 700 | 17.800 | 5.000 | 840 | 24.340 |
| Itaqui | 82.500 | 22.500 | 5.000 | 5.000 | 115.000 |
| Maçambará | 16.200 | 23.200 | 8.200 | 500 | 48.100 |
| Manoel Viana | 3.006 | 35.000 | 4.400 | 3.000 | 45.406 |
| Quaraí | 11.925 | 0 | 0 | 100 | 12.025 |
| São Borja | 48.675 | 55.000 | 13.500 | 4.000 | 121.175 |
| São Fco de Assis | 3.470 | 38.000 | 450 | 2.800 | 44.720 |
| Uruguaiana | 84.519 | 1.000 | 0 | 38 | 85.557 |

Fonte: IBGE (2015)

A Microrregião da Campanha Ocidental participa com 53,55% do total produzido pela Mesorregião Sudoeste Rio-Grandense (Tabela 4). Os dados do IBGE para o ano de 2015 demonstraram que a principal cultura estabelecida no município de Alegrete é o arroz ocupando 66,67% da área desse município. A mesma realidade

é percebida nos municípios de Barra do Quaraí (97,99%), Itaqui (71,74%), Quaraí (99,71%) e Uruguaiana (98,79%). Dentre os vinte principais municípios produtores de arroz do Brasil, dezoito localizam-se no Rio Grande do Sul, sendo que o município de Uruguaiana tem sido, ano após ano, eleito como o maior produtor de arroz do Brasil, atingindo em 2015 o montante de 651.684 toneladas (FEE, 2015). Além de Uruguaiana, outros municípios que se situam na área de estudo figuram dentre os maiores produtores de arroz do Brasil: Itaqui, Alegrete e São Borja (Tabela 5).

O cultivo de soja também é intenso na área de estudo, sendo que responde por 73,13% do total de culturas temporárias praticadas em Garruchos, 48,23% do total de Maçambará, 77,08% do total de Manoel Viana, 45,39% dos cultivos praticados em São Borja e 84,97% dentre as culturas do município de São Francisco de Assis (Tabela 4).

Tabela 4 – Principais culturas (em percentual) desenvolvidas na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e município

| | **Principais culturas temporárias em %** | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Identificação da área** | **Arroz** | **Soja** | **Trigo** | **Milho** | **Total** |
| Sudoeste Rio-grandense | 41,21 | 51,28 | 4,82 | 2,70 | 100,00 |
| Campanha Ocidental | 29,38 | 19,11 | 3,28 | 1,78 | 53,55[1] |
| Alegrete | 66,67 | 27,96 | 0,89 | 4,47 | 100,00 |
| Barra do Quaraí | 97,99 | 1,81 | 0,00 | 0,20 | 100,00 |
| Garruchos | 2,88 | 73,13 | 20,54 | 3,45 | 100,00 |
| Itaqui | 71,74 | 19,57 | 4,35 | 4,35 | 100,00 |
| Maçambará | 33,68 | 48,23 | 17,05 | 1,04 | 100,00 |
| Manoel Viana | 6,62 | 77,08 | 9,69 | 6,61 | 100,00 |
| Quaraí | 99,17 | 0,00 | 0,00 | 0,83 | 100,00 |
| São Borja | 40,17 | 45,39 | 11,14 | 3,30 | 100,00 |
| São Francisco de Assis | 7,76 | 84,97 | 1,01 | 6,26 | 100,00 |
| Uruguaiana | 98,79 | 1,17 | 0,00 | 0,04 | 100,00 |

[1] Percentual calculado considerando-se o total das culturas produzidas pela região Sudoeste Rio-grandense

Fonte: IBGE (2015).

Embora menos expressivas, trigo e milho são as outras duas culturas temporárias mais praticadas após arroz e soja na área de estudo, sendo que apenas em Garruchos, Maçambará e São Borja atinge-se mais de 10% da área total desses

municípios. Plantios de milho são ainda são mais limitados não ultrapassando 10% das áreas de nenhum dos municípios da microrregião da Campanha Ocidental.

Tabela 5 – Posição dos 10 maiores produtores de arroz do RS em 2015.

| Posição | Município, RS | Produção 2015 (ton) |
|---|---|---|
| **1 ª** | **Uruguaiana** | 751.684 |
| **2 ª** | **Itaqui** | 587.103 |
| 3 ª | Santa Vitória do Palmar | 582.633 |
| **4 ª** | **Alegrete** | 495.964 |
| 5 ª | Dom Pedrito | 419.521 |
| **6 ª** | **São Borja** | 347.438 |
| 7 ª | Arroio Grande | 337.840 |
| 8 ª | Mostardas | 260.757 |
| 9 ª | Camaquã | 258.965 |
| 10 ª | Cachoeira do Sul | 234.750 |

Fonte: FEE Dados (2015).

Outra atividade muito empreendida na área de estudo é a pecuária, haja visto estar intrinsecamente ligada às raízes da região, cuja fitofisionomia campestre evoluiu juntamente com herbívoros pastadores pré-históricos. A análise da Tabela 6 evidencia que, considerando o número de cabeças, os bovinos e ovinos mantêm-se como os tipos de criações mais praticados na área de estudo. O município de Alegrete destaca-se como o principal criador dentre os rebanhos, totalizando mais de 945 mil cabeças, seguido por Uruguaiana que totaliza aproximadamente 600 mil cabeças. Alegrete, com exceção do rebanho de equinos, que é maior em Uruguaiana, apresenta nos demais rebanhos o maior número de cabeças em relação aos outros municípios.

Todos os municípios possuem como principal rebanho o bovino, cujos montantes em nenhum desses foi inferior a 50%, sendo a maior percentagem atingida em São Francisco de Assis (mais de 85%) e a menor em Quaraí (58%). Os três maiores criadores de ovinos são Quaraí, com praticamente 40% do seu rebanho total, sendo seguido por Uruguaiana com mais de 34% e Alegrete com 28% (Tabela 7). Observa-se, além disso, que a criação de rebanhos empreendida na Microrregião da Campanha Ocidental contribui com cerca de 46% do total desses rebanhos da Mesorregião do Sudoeste Rio-grandense. Esses dados ilustram a importância da Microrregião da Campanha Ocidental no cenário produtivo do Estado do RS.

Tabela 6 – Principais rebanhos (em nº de cabeças) mantidos na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e municípios

| Identificação da área | Principais rebanhos em nº de cabeças | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | Bovino | Bubalino | Equino | Ovino | Total |
| Sudoeste Rio-grandense | 4.663.175 | 17.562 | 192.157 | 1.995.674 | 6.868.568 |
| Campanha Ocidental | 2.204.877 | 8.424 | 85.180 | 859.022 | 3.157.503 |
| Alegrete | 657.214 | 2.461 | 21.135 | 265.080 | 945.890 |
| Barra do Quaraí | 60.286 | 62 | 3.561 | 16.032 | 79.941 |
| Garruchos | 58.917 | 47 | 1.422 | 10.120 | 70.506 |
| Itaqui | 181.177 | 688 | 6.465 | 45.716 | 234.046 |
| Maçambará | 117.247 | 520 | 3.436 | 16.730 | 137.933 |
| Manoel Viana | 100.095 | 639 | 2.207 | 17.998 | 120.939 |
| Quaraí | 285.768 | 571 | 12.134 | 195.726 | 494.199 |
| São Borja | 187.705 | 1.204 | 7.009 | 59.042 | 254.960 |
| São Francisco de Assis | 187.707 | 434 | 4.035 | 27.202 | 219.378 |
| Uruguaiana | 368.761 | 1.798 | 23.776 | 205.376 | 599.711 |

Fonte: IBGE (2015).

Tabela 7 – Principais rebanhos (em percentagem) mantidos na região de estudo, estratificada por mesorregião, microrregião e município

| Identificação da área | Principais rebanhos em % | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | Bovino | Bubalino | Equino | Ovino | Total |
| Sudoeste Rio-grandense | 67,89 | 0,26 | 2,80 | 29,06 | 100,00 |
| Campanha Ocidental | 32,10 | 0,12 | 1,24 | 12,51 | 45,97[1] |
| Alegrete | 69,48 | 0,26 | 2,23 | 28,02 | 100,00 |
| Barra do Quaraí | 75,41 | 0,08 | 4,45 | 20,05 | 100,00 |
| Garruchos | 83,56 | 0,07 | 2,02 | 14,35 | 100,00 |
| Itaqui | 77,41 | 0,29 | 2,76 | 19,53 | 100,00 |
| Maçambará | 85,00 | 0,38 | 2,49 | 12,13 | 100,00 |
| Manoel Viana | 82,76 | 0,53 | 1,82 | 14,88 | 100,00 |
| Quaraí | 57,82 | 0,12 | 2,46 | 39,60 | 100,00 |
| São Borja | 73,62 | 0,47 | 2,75 | 23,16 | 100,00 |
| São Francisco de Assis | 85,56 | 0,20 | 1,84 | 12,40 | 100,00 |
| Uruguaiana | 61,49 | 0,30 | 3,96 | 34,25 | 100,00 |

[1] Cálculo considerando rebanhos da Mesorregião Sudoeste Rio-grandense

Fonte: IBGE (2015).

No atual contexto em que inúmeras áreas nativas vem perdendo espaço para áreas agricultáveis, é primordial analisar índices de conversões em relação aos montantes ocupados pela prática da pecuária. Enquanto os campos nativos,

remanescentes do Bioma Pampa, permanecerem utilizados para criação de rebanhos, não estarão sofrendo conversões para outras finalidade antrópicas. Estudos que determinem os padrões e a evolução dessas atividades ao longo dos tempos, bem como, projeção de cenários futuros para a região podem oferecer oportunidade de conservação do Bioma Pampa ao mesmo tempo que permite exploração nas áreas já transformadas.

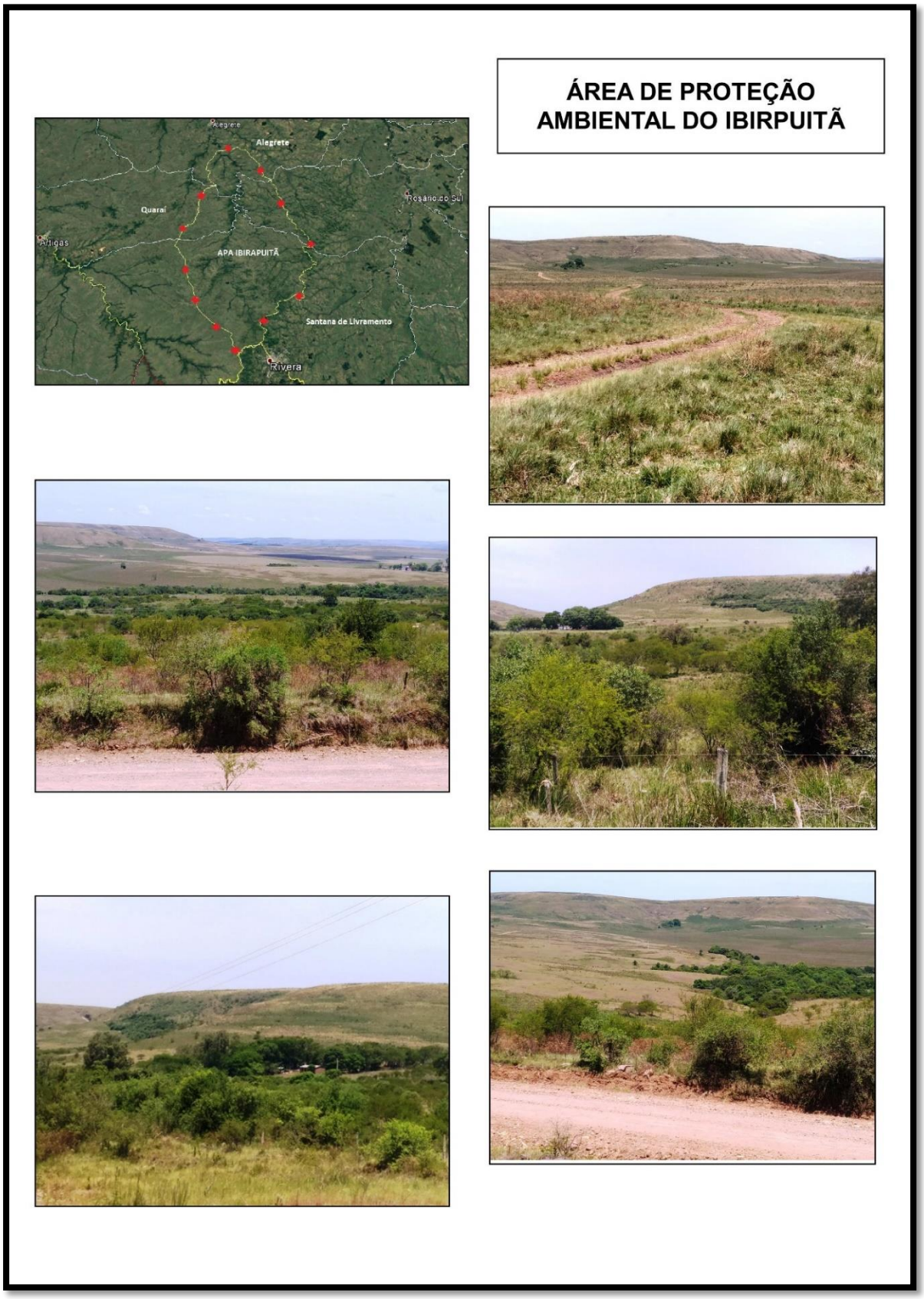
### 3.1.2 Unidades de Conservação presentes na área de estudo

A região de estudo compreende uma característica singular que explicita a sua importância ecológica, haja visto abranger três Unidades de Conservação: Área de Proteção Ambiental do Ibirapuitã, Reserva Biológica do São Donato e Parque Estadual do Espinilho. Tais áreas possuem especificidades que a tornam importante reduto de preservação de espécies da flora e fauna existentes no Bioma Pampa, inclusive algumas dessas endêmicas da região. Simulações de cenários são de importantes pois demonstram padrões futuros, oferecendo possibilidade de mitigação de conversões de coberturas nativas atuais em UCs e áreas circunvizinhas.

#### *3.1.2.1 APA do Ibirapuitã*

A Unidade de Conservação Área de Proteção Ambiental do Ibirapuitã, de gestão federal, abrange uma área de 316.882,75 ha, distribuindo-se em áreas de 4 municípios do Estado do RS: Rosário do Sul (16%), Santana do Livramento (57%), Alegrete (15%) e Quaraí (12%) (Figura 14). Criada pelo Decreto Federal nº 529 em 20 de maio de 1992, o desenho dessa Unidade foi estrategicamente pensado para abrigar a porção superior da Bacia Hidrográfica do Rio Ibirapuitã, cujo limite sul no Brasil faz fronteira com o Uruguai. Desse modo, a APA do Ibirapuitã está presente em dois municípios que integram a área de estudo, Alegrete e Quaraí, cumprindo dentre seus propósitos contribuir para a conservação de uma considerável porção do Bioma Pampa, proteger remanescentes da mata aluvial e garantir a conservação dos recursos hídricos na área onde fora estabelecida (APAIBIRAPUITA, 2017).

Figura 14 – Imagens demonstrando paisagens da APA do Ibirapuitã




Fonte: A autora.

*3.1.2.2 Reserva Biológica do São Donato*

Outra Unidade de Conservação presente na área de estudo é a Reserva Biológica do São Donato (Figura 15), que se trata de uma Unidade de Proteção Integral, cujas áreas não podem ser utilizadas para outra finalidade que não a preservação da sua fauna e flora. Tal Reserva foi criada pelo Decreto nº 23.798 de 1975, em áreas abrangendo inicialmente os municípios de São Borja e Itaqui. Atualmente, as extensões que totalizam 4.932 ha pertencem aos limites dos municípios de Itaqui e Maçambará. Criado em áreas do Bioma Pampa, possui como principal objetivo preservar áreas úmidas existentes na região de São Donato. Na década de 60 e 70 esses banhados sofreram impactos de drenagens devido ao grande incentivo financeiro do governo federal que visava, por meio do auxílio do Pró-várzea, ampliar áreas de cultivos agrícolas (SEMA, 2017).

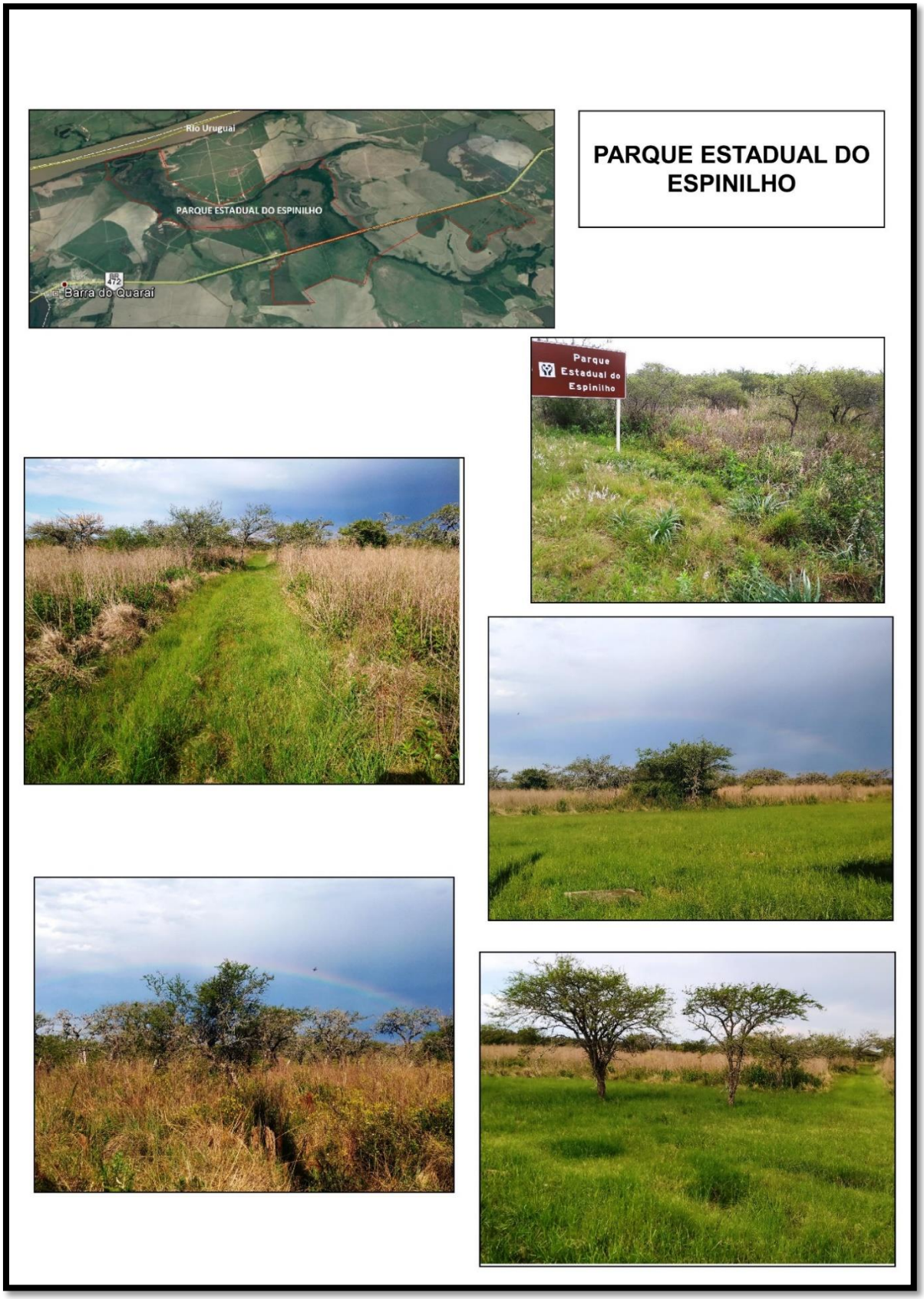
*3.1.2.3 Parque Estadual do Espinilho*

A terceira Unidade de Conservação presente na área de estudo criada pelo Decreto nº 23.798 de 1975 é outra Unidade de Proteção Integral chamado Parque Estadual do Espinilho, que originalmente possuía 300 ha e localizava-se no município de Uruguaiana. Atualmente, o Parque localiza-se no município de Barra de Quaraí e sua área foi ampliada pelo Decreto nº 41.440 de 2002 para 1.617,14 ha, passando a proteger importantes extensões como parte do curso do arroio Quaraí-chico até sua foz no Rio Uruguai. A vegetação típica do Bioma Pampa protegida tem como espécies principais a *Acacia caven*, cuja denominação popular é espinilho e dá nome ao Parque, *Prosopis nigra* ou algarrobo e o *Prosopis affinis* ou inhanduvai (Figura 16). Tal fitofisionomia endêmica da região é extremamente importante para a conservação da fauna do local (SEMA, 2017).

Figura 15 – Imagens demonstrando paisagens da Reserva Biológica do Banhado de São Donato

Fonte: A autora.

Figura 16 – Imagens demonstrando paisagens do Parque Estadual do Espinilho

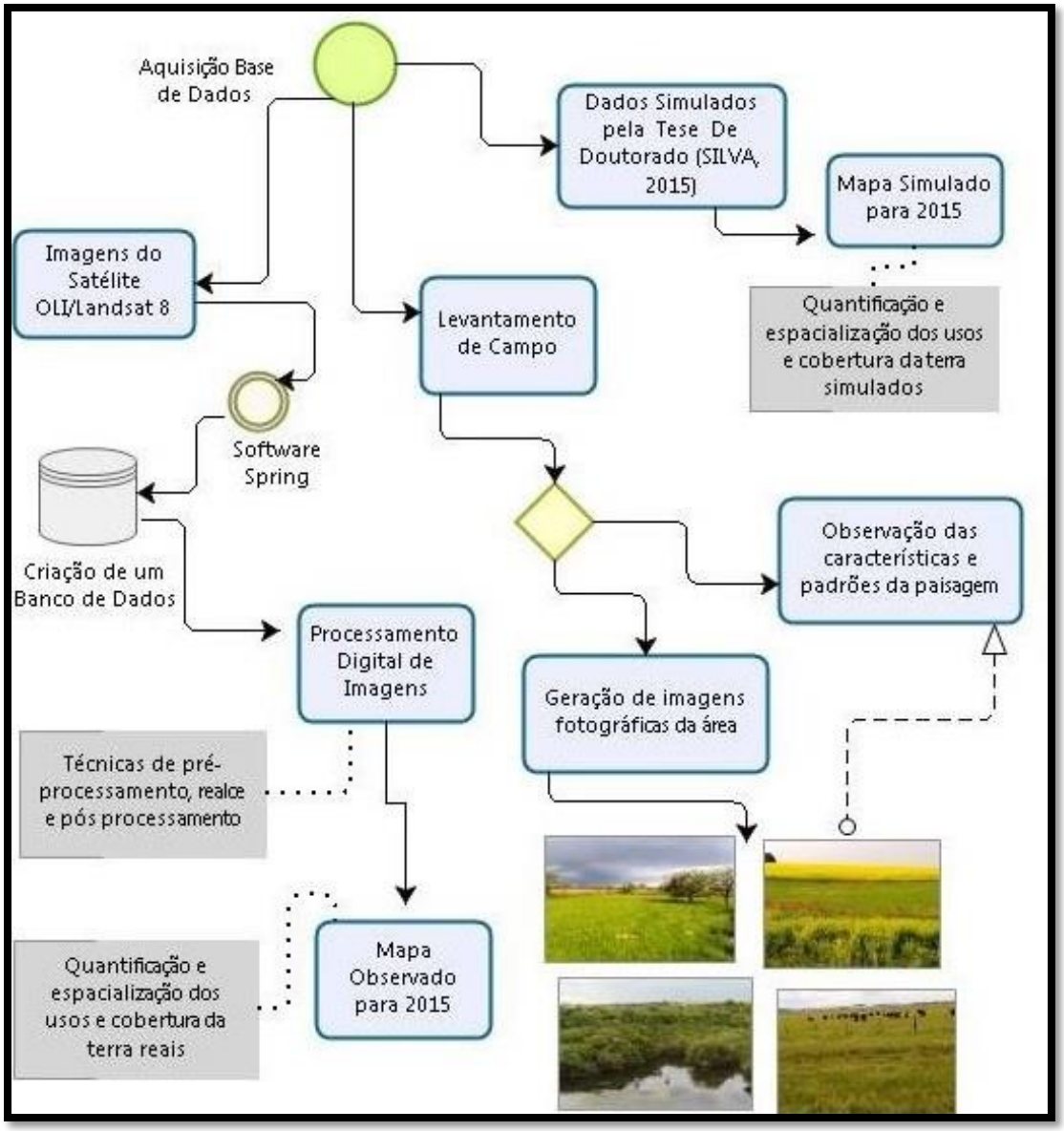



Fonte: A autora.

## 3.2 MÉTODO DESENVOLVIDO

A seguir são apresentados os fluxogramas que descrevem suscintamente as principais etapas metodológicas do presente trabalho. A primeira etapa (Figura 17) engloba as fases de geração de um banco de dados, classificação e geração de mapa da paisagem para 2015, além da quantificação dos dados simulados para o mesmo ano. Também procedeu-se ao levantamento fotográfico dos dez municípios pertencentes a área de estudo para determinação *in loco* dos padrões da paisagem.

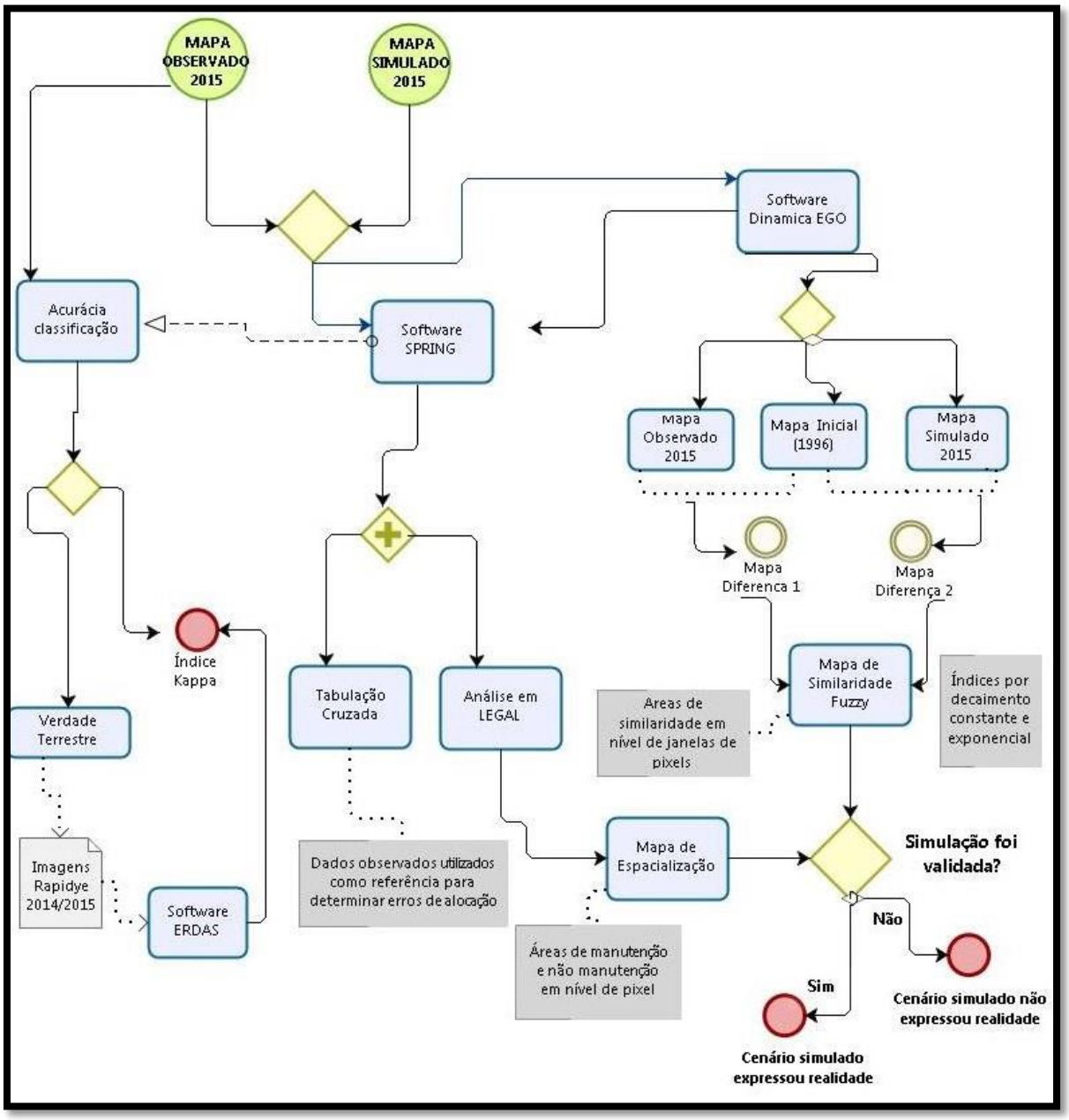
Figura 17 – Fluxograma contendo a primeira etapa da metodologia desenvolvida




Fonte: A autora.

A segunda etapa (Figura 18) consistiu na verificação da acurácia da classificação realizada para 2015 e, posteriormente, comparação entre dados observados e simulados para o mesmo período. A partir dessa obtiveram-se índices de similaridade tanto em nível de pixel, por meio do *software* Spring, quanto por múltiplas resoluções, por meio do *software* Dinamica EGO. A resultante dessa etapa foi a determinação da existência (ou não) de similaridade entre dados observados e simulados para a área de estudo.

Figura 18 – Fluxograma contendo a segunda etapa da metodologia desenvolvida




Fonte: A autora.

## 3.3 OBTENÇÃO E CONFECÇÃO DE CARTA TEMÁTICA OBSERVADA PARA 2015

As imagens do sensor OLI/Landsat 8 para o ano de 2015 utilizadas no trabalho foram adquiridas, gratuitamente, por meio do site USGS - *United States Geological Survey*. Foram utilizadas sete cenas para a composição do mosaico de recobrimento da área de estudo, sendo selecionadas em função de sua melhor qualidade, considerando o menor recobrimento de nuvens (<10%). As órbitas/cenas adquiridas foram: 223/80-81, 224/79-80-81, 225/80-81, sendo que foram selecionadas dentro do lapso dos meses de maio a julho de 2015, visando uma resposta espectral dos alvos semelhante a obtida pelas cenas que deram origem a simulação (abril a junho) de Silva (2015). O mapa foi confeccionado com os mesmos parâmetros delimitados para o mapa simulado para o ano de 2015, como números de colunas e linhas (1104x1083), mesmo sistema de referência e classes temáticas.

A seguir, as cenas do OLI/Landsat 8 foram reprojetadas para o Hemisfério Sul sendo confeccionado o mosaico das imagens para recobrimento total da área de estudo. O mosaico passou por registro tendo como base imagens do satélite Landsat 5 utilizadas para gerar as simulações, pretendendo-se assim reduzir deslocamentos que pudessem ocorrer sobre as cenas. Na sequência aplicou-se a técnica de elaboração de composição falsa cor para melhorar a qualidade visual dos alvos existentes na paisagem, utilizando as bandas RGB 654 por demonstrarem maior eficiência em análises de vegetação. Para agrupar pixels cujos tons e texturas são semelhantes, realizou-se a segmentação da imagem por meio do método de crescimento por regiões, delimitando-se, após alguns testes, valores para similaridade e área de 600 e 60 respectivamente. Na etapa de treinamento foram delimitadas as seguintes classes de usos e cobertura da terra (Tabela 8).

Tabela 8 – Chave de interpretação das classes de uso e cobertura da terra para a Microrregião da Campanha Ocidental, referentes a composição colorida RGB 654 do OLI/Landsat 8

| Classe | Cor | Forma | Amostras |
|---|---|---|---|
| Floresta Nativa | Verde escuro | Irregular | |
| Floresta Plantada | Verde limão | Regular | |
| Campo Nativo | Amarelo | Irregular | |
| Agricultura | Laranja | Geométrica | |
| Solo exposto | Marrom | Geométrica | |
| Água | Azul | Irregular/ Geométrica | |
| Areal | Vermelho | Irregular | |

Fonte: A autora.

Na sequência realizou-se a classificação, optando-se pelo tipo supervisionada, sendo *Bhattacharya* o algoritmo classificador com limiar de aceitação de 99%. Por meio da análise de amostras (matriz de confusão das áreas de treinamento) verificou-se a confiabilidade dessa classificação, sendo gerado para tal o coeficiente de *Kappa* no *software* SPRING. Anterior a fase de geração do mapa temático final para o ano de 2015, procedeu-se a união de algumas classes de usos visando igualar às mesmas classes delimitadas na simulação para 2015. Portanto, as áreas consideradas como de floresta plantada foram associadas à floresta nativa e áreas de solo exposto foram contabilizadas juntamente com a classe de agricultura. A etapa seguinte consistiu em

uma exaustiva edição matricial visando a delimitação de classes para áreas não classificadas e/ou erroneamente classificadas e, posteriormente, geração do mapa de uso e cobertura da terra, que passou a conter cinco classes: floresta, agricultura, campo nativo, água e areal.

## 3.4 ANÁLISE QUANTITATIVA E ESPACIALIZAÇÃO DOS DADOS SIMULADOS EM RELAÇÃO AOS DADOS OBSERVADOS PARA 2015

Os dados simulados utilizados nesse trabalho foram desenvolvidos em uma tese de doutorado do PPG em Engenharia Florestal da UFSM apresentada em 2015. O objetivo da referida tese foi aplicar um modelo para simular a dinâmica do processo de arenização e cobertura florestal na Microrregião da Campanha Ocidental do RS no período compreendido entre 1996 e 2011. A partir dessas informações, efetuou-se a projeção de cenários futuros para o período de 2012 até o ano de 2026 (SILVA, 2015). De posse dos resultados simulados para o ano de 2015, no caso um mapa dispondo de informações quantitativas e espaciais para essa paisagem, seguiram-se as etapas elencadas na sequência.

Primeiramente, o mapa simulado para 2015 (SILVA, 2015) foi importado para o *software* Spring, onde já se encontrava disponível o mapa observado confeccionado para o mesmo período. Para a análise dos dados foram aplicados distintos procedimentos visando a obtenção de medidas de quantificação e espacialização.

Dentre as etapas desenvolvidas com auxílio do *software* Spring tem-se:

a) geração de índice Kappa, por meio de uma tabela de contingência calculada a partir de amostras coletadas durante o processo de treinamento do classificador;
b) determinação de medidas de classes de uso e cobertura da terra tanto para dados observados quanto para dados simulados para o período de 2015, permitindo a comparação do total de áreas por classes;
c) cruzamento dos planos de informação (mapa simulado e mapa observado), utilizando-se da ferramenta Tabulação Cruzada para obtenção quantitativa do percentual de áreas corretamente simuladas em relação ao observado para 2015, bem como percentual agrupado erroneamente por classes temáticas;
d) programação em LEGAL com geração de um terceiro mapa contendo a espacialização de áreas em que ocorreu manutenção de uso e cobertura em nível de pixel quando sobrepostos os mapas simulado e observado. Também foram

produzidas programações em LEGAL específicas para áreas de não manutenção por classe de usos e cobertura da terra.

Com o auxílio do *software Erdas Imagine* 2013 e ArcGis confeccionou-se:

e) grade de pontos aleatórios utilizando-se como base a imagem classificada (observada) do ano de 2015 para averiguação da verdade terrestre para as cinco classes delimitadas: floresta, campo nativo, agricultura, areal e água. Fixou-se um mínimo de 10 pontos por classe de uso e cobertura da terra, sendo esses estratificados aleatoriamente para geração do índice Kappa, totalizando-se 270 pontos para toda área de estudo. Desse montante, 256 foram gerados automaticamente pelo *software Erdas* e o restante manualmente devido a não alocação de pontos nas amostras de areais em razão da pequena extensão abrangida por essas. Também foram gerados mais pontos para a classe água devido a mesma razão.

Foram utilizadas imagens *RapidEye*, de alta resolução (5 metros), que permitiram a determinação mais precisa do tipo de uso e cobertura da terra no período. Foram utilizadas 109 imagens para recobrir a área e estudo, sendo essas obtidas gratuitamente do Geo Catálago do Ministério do Meio Ambiente. Das imagens disponibilizadas, 63% foram do ano de 2014, 24% do ano de 2015 e 13% do ano de 2013. Para realização da verdade terrestre também utilizou-se o software ArcGis versão 10.3, que permitiu a visualização de cada um dos pontos aleatórios e relação com o tipo de uso e cobertura existente na imagem *RapidEye*. Esses resultados foram plotados em uma planilha Excel e organizados com os dados oriundos do tipo de usos obtidos pela imagem classificada. Posteriormente foram transpostos para o *software Erdas*, onde gerou-se resultados referentes à exatidão do produtor e usuário, índices Kappa por classe e índice Kappa geral.

Com o auxílio do *Software* Dinamica EGO:

f) foi realizada a etapa de validação visando a determinação de similaridade *fuzzy.* A aferição do grau de similaridade se deu por meio da geração de dois mapas diferenças: o primeiro deles resultou da subtração entre o mapa observado (ano de 2015) e um mapa inicial (que na presente tese foi o ano de 1996). Num segundo momento foi gerado um segundo mapa diferença que resultou da subtração do mapa simulado (também para o ano de 2015) e mapa inicial (1996). Finalmente, esses dois mapas diferença foram comparados entre si para geração dos índices de similaridade.

No Dinamica EGO esse processo é chamado de validação e baseia-se na aplicação de funções de decaimento constante e decaimento exponencial sobre os mapas diferença gerados. A partir de tabelas e mapas contendo índices quanto à similaridade (janelas de 3x3 e 11x11) avalia-se o quanto a modelagem realizada foi eficaz na simulação do cenário pretendido. Ou seja, se os acertos e os erros para os resultados simulados estão dentro de um limiar aceitável, tornando confiável a utilização da modelagem para prospecções a serem realizadas para outras datas e/ou cenários equivalentes. A similaridade entre todas as células de um par de mapas varia numa escala de zero a um, de modo que quanto mais próximos de um, maior é a similaridade; e quanto mais próximos de zero, menor é a similaridade entre os mapas simulado e observado (ROSSETI, 2011). De acordo com tamanhos distintos de janelas de pixels foram gerados índices tanto por decaimento constante quanto decaimento exponencial.

Os resultados obtidos quanto a quantificação e espacialização por meio do *software* Spring e índices de similaridade do Dinamica EGO foram analisados conjuntamente para determinar a validação ou rejeição da simulação gerada.

# 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

## 4.1 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO PARA O ANO DE 2015

Para se determinar a acurácia dos dados resultantes da classificação temática para o ano de 2015, determinou-se o índice Kappa obtido por meio de uma tabela de contingência (Tabela 9). Essa acurácia é resultante da análise de fatores como complexidade do terreno, resolução espacial e espectral do sensor, algoritmo de classificação, número de classes definidas e dados que representam a verdade terrestre (MENESES e ALMEIDA, 2012).

Tabela 9 – Matriz de contingência para o ano de 2015 gerada no aplicativo Spring para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| | **Matriz de Erros de Classificação – 2015** | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | **Flor. Plant.** | **Agric.** | **Solo exp.** | **Flor. Nat.** | **Água** | **Camp Nat.** | **Areal** | **∑ Linha** |
| **Floresta plantada** | 8.015 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | **8.015** |
| **Agricultura** | 0 | 9.010 | 0 | 0 | 0 | 251 | 0 | **9.261** |
| **Solo exposto** | 0 | 0 | 72.426 | 0 | 0 | 0 | 0 | **72.426** |
| **Floresta nativa** | 0 | 0 | 0 | 33.181 | 0 | 0 | 0 | **33.181** |
| **Agua** | 0 | 0 | 0 | 0 | 13.156 | 0 | 0 | **13.156** |
| **Campo nativo** | 0 | 127 | 222 | 2479 | 0 | 38.914 | 0 | **41.742** |
| **Areal** | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.179 | **2.179** |
| **∑ Coluna** | **8.015** | **9.137** | **72.648** | **35.660** | **13.156** | **39.165** | **2.179** | **179.960** |

| **Cálculo do Índice Kappa das amostras adquiridas** | |
|---|---|
| **∑ Linha * ∑ Coluna** | 8406350297 |
| **∑ Linha²** | 3,24E+10 |
| **∑ Diagonal** | 176881 |
| **Índice Kappa** | **0,977** |

Fonte: A autora.

Os valores do índice Kappa variam de -1 a 1, ou seja, de nenhuma concordância entre dados referência e dados classificados a total concordância entre esses. Para a classificação em tela obteve-se o índice de 0,977 que reflete um resultado excelente já que índices maiores que 0,80 se enquadram nesse patamar

(LANDIS e KOCH, 1977; FONSECA, 2000). Significa dizer que de acordo com o esse índice Kappa, a partir de amostras adquiridas na etapa de treinamento, a classificação realizada demonstrou-se 98% melhor se comparada a uma classificação esperada ao acaso.

Outro método estatístico utilizado para avaliar a acurácia da presente classificação foi o índice de exatidão global que considera além de erros de comissão (risco e exatidão do usuário) os erros de omissão (risco e exatidão do produtor). O erro de omissão demonstrou-se presente em quatro classes, sendo essas: floresta nativa, solo exposto, campo nativo e agricultura. Isso significa dizer que 2.479 pixels que deveriam pertencer a classe floresta estiveram alocados em outras classes, seguindo-se a mesma lógica para as classes mencionadas anteriormente (Tabela 10). Quando analisadas as percentagens obtidas no índice de exatidão do produtor corrobora-se a premissa de que esse foi elevado para todas as classes, visto que o menor índice de exatidão do produtor obtido foi de 93,05% para floresta nativa.

Tabela 10 – Índices de erros de omissão e erros de comissão, exatidão e risco de produtor e usuário, da imagem classificada para o ano de 2015, para Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| **Classes** | **Erro Omissão** | **Exat. Produtor (%)** | **Risco Produtor (%)** | **Erro Comissão** | **Exat. Usuário (%)** | **Risco Usuário (%)** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Água | 0 | 100 | 0,00 | 0 | 100 | 0,00 |
| Floresta Nativa | 2.479 | 93,05 | 6,95 | 0 | 100 | 0,00 |
| Floresta plantada | 0 | 100 | 0,00 | 0 | 100 | 0,00 |
| Solo exposto | 222 | 99,69 | 0,00 | 0 | 100 | 0,00 |
| Campo nativo | 251 | 99,36 | 0,64 | 2.828 | 93,23 | 6,77 |
| Areal | 0 | 100 | 0,00 | 0 | 100 | 0,00 |
| Agricultura | 127 | 98,61 | 1,39 | 251 | 97,29 | 2,71 |
| **Exatidão global** | **98,29%** | | | | | |

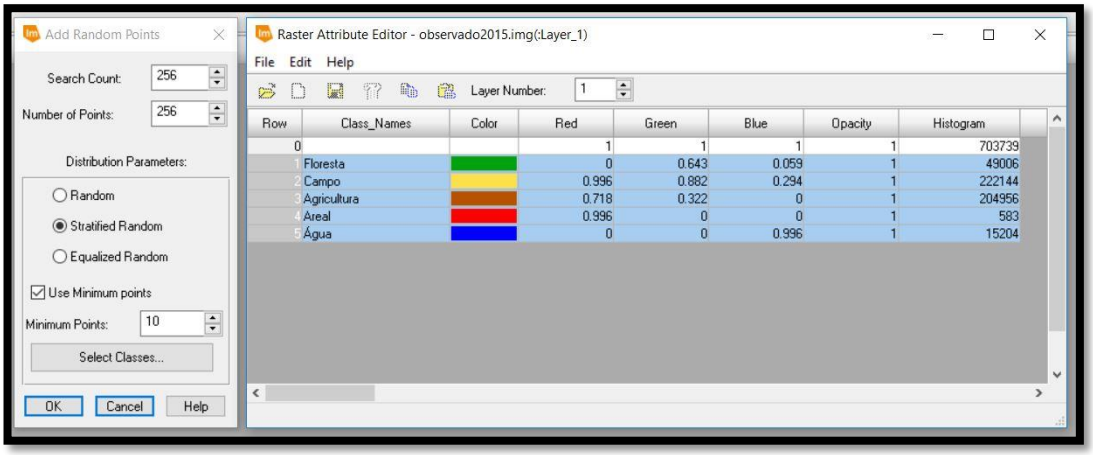
Fonte: A autora.

Já os erros de comissão foram observados nas classes de campo nativo e agricultura, onde se percebeu que 2.828 pixels considerados na classificação como campo nativo e 251 pixels contabilizados para agricultura foram erroneamente

alocados nessas classes, haja visto que, de acordo com dados de referência, deveriam ter sido alocados para outros usos e cobertura. A análise da exatidão do usuário demonstrou que os índices obtidos foram altos visto que o menor índice de exatidão do usuário (imagem classificada) foi de 93,23% para a classe de campo nativo. O índice reflete que esse montante foi classificado corretamente para tal classe quando comparado aos dados de referência. A exatidão global obtida foi de 98,29% demonstrando alta precisão da classificação.

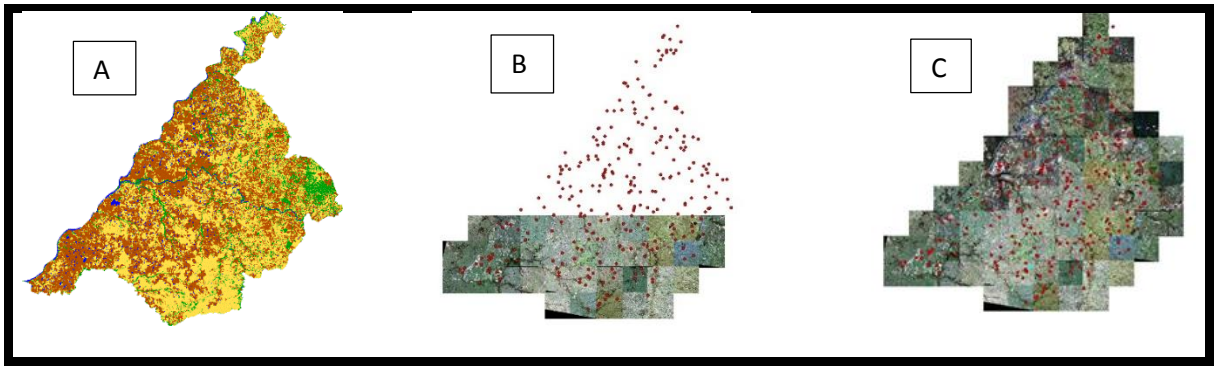
Visando agregar uma maior credibilidade à classificação gerada para o ano de 2015 realizou-se a verdade terrestre com base em imagens *RapidEye* (Figura 19), sendo as etapas desenvolvidas para tal expostas na Figura 20.

Figura 19 – Geração de pontos aleatórios no *software Erdas*




Fonte: A autora.

Figura 20 – Etapas desenvolvidas no ArcGis para a verdade terrestre de 2015, baseando-se no mapa classificado (A), grade de pontos aleatórios (B) e mosaico de imagens *RapidEye* (C)




Fonte: A autora.

A classe de Agricultura foi a que mais apresentou dados omitidos visto que dos 117 pontos amostrados, 18 foram contabilizados para campo, 5 para floresta e 2 para água, quando deveriam ter sido considerados como agricultura (Tabela 11). De outro modo, quanto aos erros de comissão, a agricultura teve contabilizados para si 3 pontos que, na verdade, deveriam pertencer a classe de campo e 1 ponto que deveria pertencer à classe água. Na classe floresta, 4 pontos foram omitidos sendo esses considerados como campo pela classificação. Por outro lado, dos 32 pontos considerados como floresta, 7 pontos que eram de outras categorias foram erroneamente alocados como tal. A classe campo obteve 5 pontos omitidos para outros usos e, por outro lado, 22 pontos de erros de comissão. As demais classes praticamente não apresentaram erros de omissão e comissão.

Tabela 11 –Matriz de confusão da verdade terrestre para o ano de 2015 gerada no *software Erdas* para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| **Matriz de confusão** | | **Verdade Terrestre** | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Floresta | Campo | Agricultura | Areal | Água | Soma |
| **Classificada** | Floresta | 25 | 1 | 5 | 1 | 0 | 32 |
| | Campo | 4 | 81 | 18 | 0 | 0 | 103 |
| | Agricultura | 0 | 3 | 92 | 0 | 1 | 96 |
| | Areal | 0 | 1 | 0 | 15 | 1 | 17 |
| | Água | 0 | 0 | 2 | 0 | 15 | 17 |
| Soma | | 29 | 86 | 117 | 16 | 17 | 265 |

Fonte: A autora.

Os erros de omissão e comissão contabilizados de modo geral por classes de usos e cobertura da terra podem ser observados na Tabela 12, além do índice de confiança global que atingiu 86,04%, sendo, portanto, um bom índice para a classificação em tela. O *software Erdas* além de fornecer o índice Kappa geral também permite a obtenção de índices Kappa para as classes individualmente. Levando-se em conta os índices Kappa estabelecidos por Fonseca (2000), define-se que a classificação para 2015 obteve, de modo geral, o desempenho “muito bom” haja visto ter atingido o índice de 0,7984 (Tabela 13). Quanto aos índices individuais por classe, a classificação para áreas ocupadas com agricultura, areal e água foram

categorizados como excelentes enquanto que o desempenho foi “muito bom” para as demais áreas classificadas.

Tabela 12 – Erros de Omissão e de Comissão para a verdade terrestre

| **Classe** | **Erro de Omissão** | **Risco Produtor (%)** | **Confiança Produtor (%)** | **Erro de Comissão** | **Risco Usuário (%)** | **Confiança Usuário (%)** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Floresta | 4 | 13,79 | 86,21 | 7 | 21,88 | 78,13 |
| Campo | 5 | 5,81 | 94,19 | 22 | 21,36 | 78,64 |
| Agricultura | 25 | 21,37 | 78,63 | 4 | 4,17 | 95,83 |
| Areal | 1 | 6,25 | 93,75 | 2 | 11,76 | 88,24 |
| Água | 2 | 11,76 | 88,24 | 2 | 11,76 | 88,24 |
| **Confiança Global** | **0,8604 ou 86,04%** | | | | | |

Fonte: A autora.

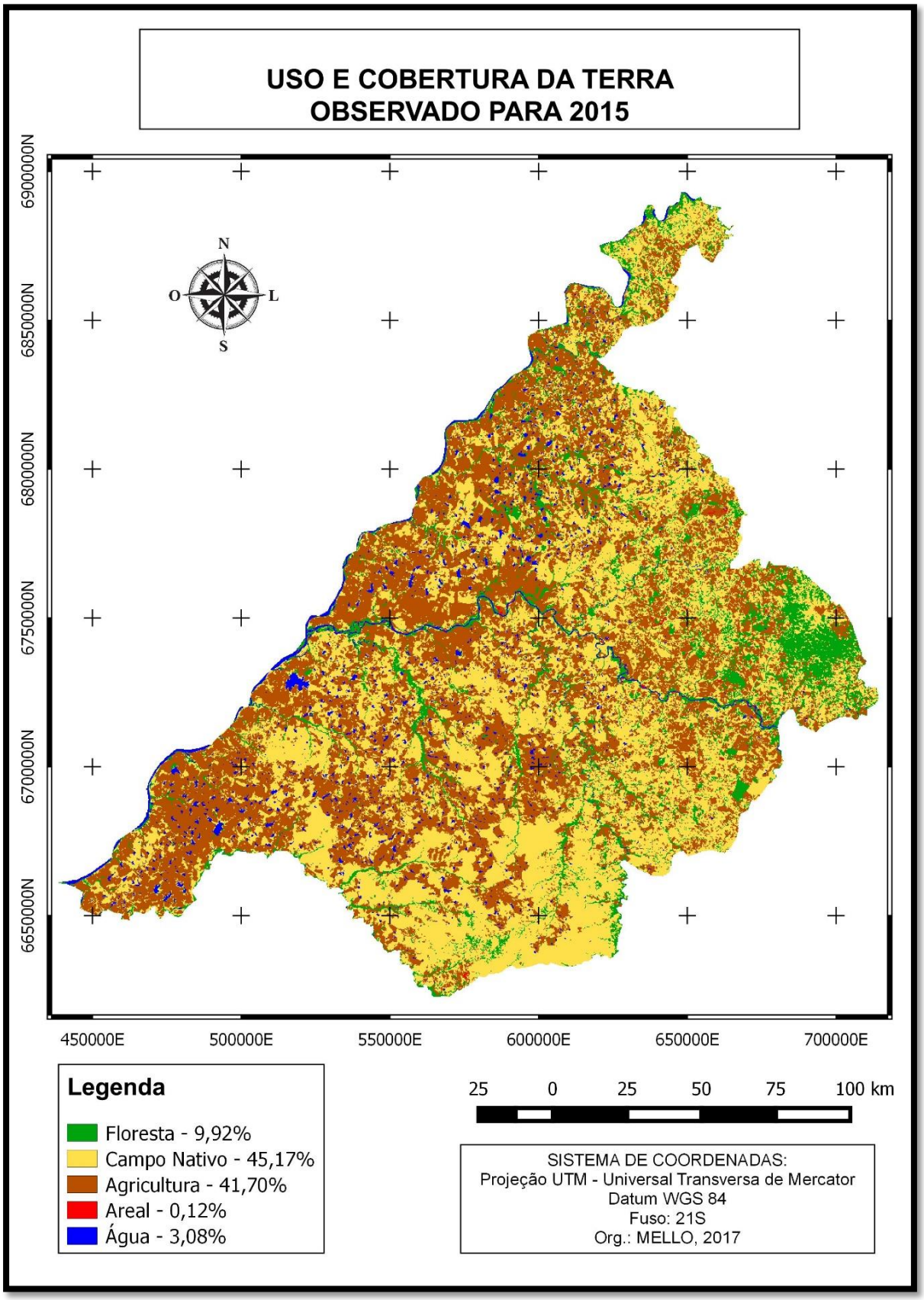
Tabela 13 – Índices Kappa geral e por classe para a verdade terrestre

| **Classe** | Índice Kappa verdade terrestre | Índice Kappa (Fonseca, 2000) | Desempenho da Classificação (Fonseca, 2000) |
|---|---|---|---|
| Floresta | 0,7544 | 0,60 < k ≤ 0,8 | Muito Bom |
| Campo | 0,6838 | 0,60 < k ≤ 0,8 | Muito Bom |
| Agricultura | 0,9254 | 0,80 < k ≤ 1,0 | Excelente |
| Areal | 0,8748 | 0,80 < k ≤ 1,0 | Excelente |
| Água | 0,8743 | 0,80 < k ≤ 1,0 | Excelente |
| **Kappa Geral** | **0,7984** | **0,60 < k ≤ 0,8** | **Muito Bom** |

Fonte: A autora.

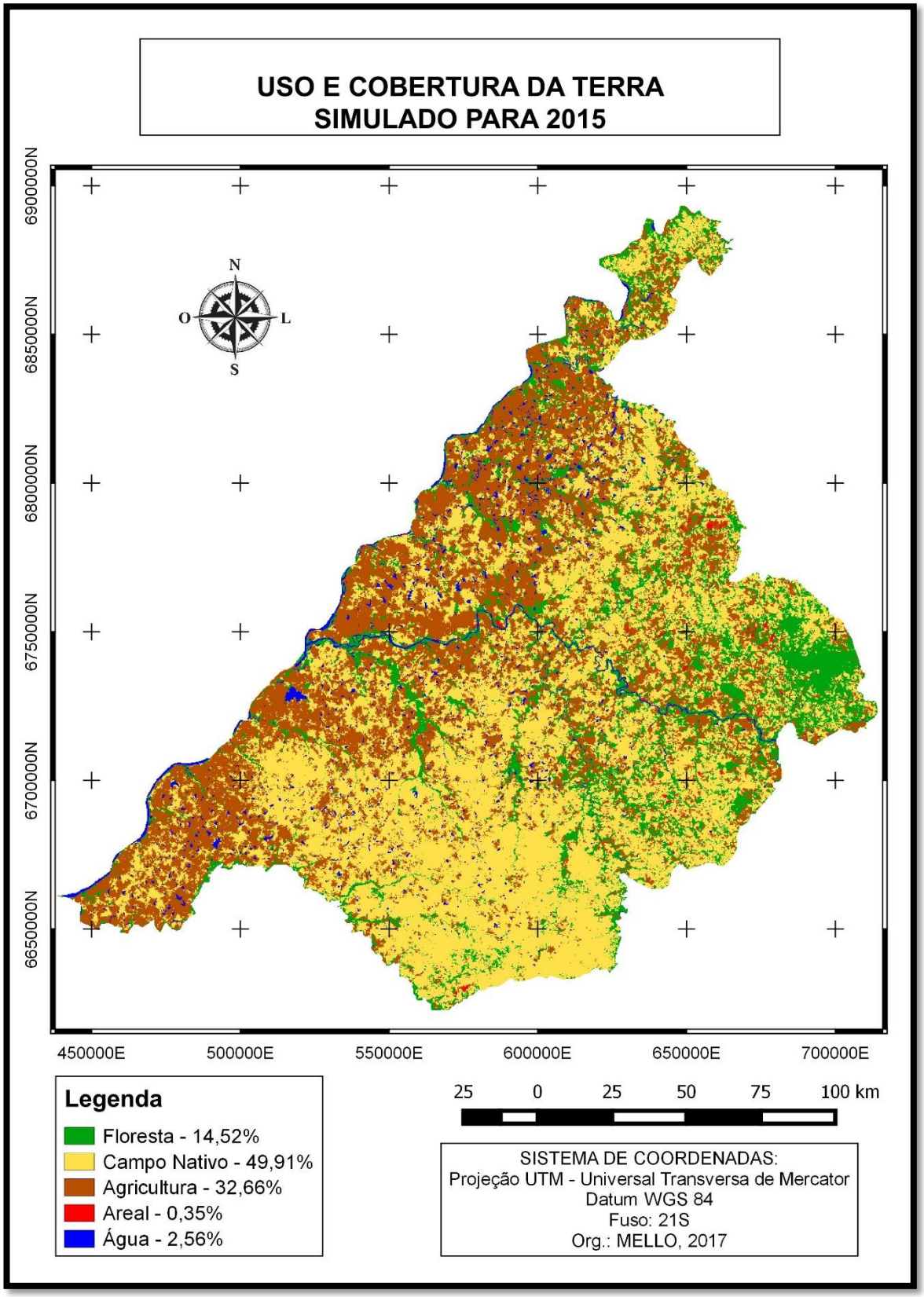
De posse desses resultados percebeu-se que a classificação (Figura 21) realizada para o ano de 2015 demonstrou-se confiável para posterior comparação com os dados simulados por Silva (2015), os quais são apresentados por meio do mapa simulado para o mesmo período (Figura 22).

Figura 21 – Mapa classificado para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS




Fonte: A autora.

Figura 22 – Mapa simulado para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS




Fonte: Adaptado de Silva (2015).

## 4.2 LEVANTAMENTO FOTOGRÁFICO DO USO E COBERTURA DA TERRA NA MICRORREGIÃO DA CAMPANHA OCIDENTAL

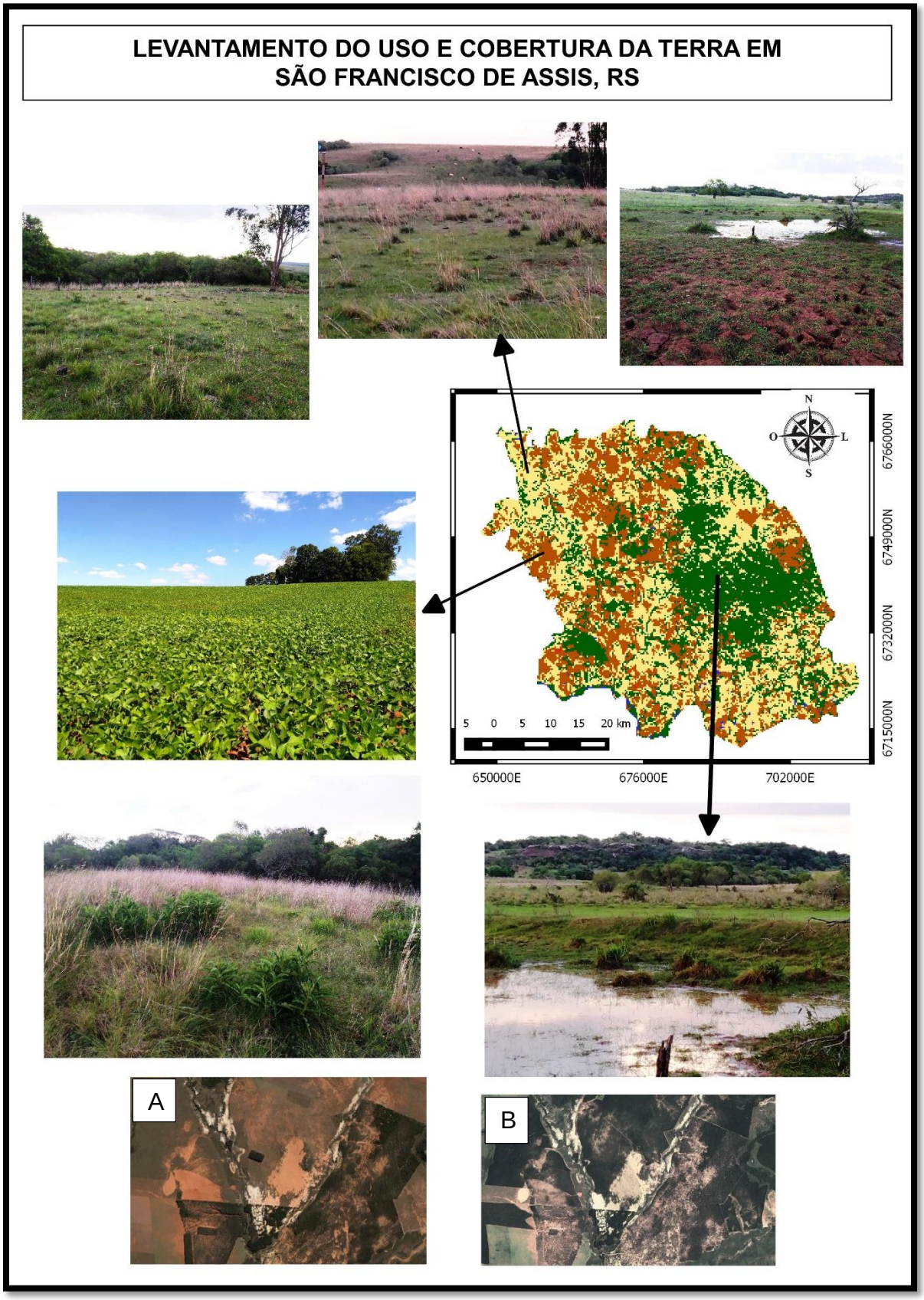
Visando um reconhecimento *in loco* da área de estudo realizou-se um levantamento fotográfico das paisagens dos dez municípios que integram a Microrregião da Campanha Ocidental Riograndense. Realizaram-se tomadas que demonstrassem as características mais relevantes em cada área expressas por meio de seus usos e cobertura terrestres, enfocando aspectos ambientais e econômicos de cada município.

Desse modo, na presente tese procurou-se aliar as técnicas do sensoriamento remoto com um trabalho de campo que permitisse determinar nuances não percebidos durante a classificação de imagens de satélites. Alguns exemplos são a possibilidade de diferenciação de culturas e seus estágios de desenvolvimento; visualização de fisionomias campestres variadas como campo limpo, campo sujo e subarbustivo, bem como a distinção de usos e cobertura que em razão de similaridade de reflectância dos alvos podem gerar confusão durante a análise por sensoriamento remoto. Como exemplo citam-se lavouras de arroz irrigadas passíveis de serem confundidas com a classe água.

Sendo assim, o levantamento fotográfico serviu para demonstrar os padrões das fisionomias das paisagens que compreendem municípios de São Francisco de Assis (Figura 23), Garruchos (Figura 24), São Borja (Figura 25), Itaqui (Figura 26), Uruguaiana (Figura 27), Barra do Quaraí (Figura 28), Alegrete (Figura 29), Quaraí (Figura 30), Manoel Viana (Figura 31) e Maçambará (Figura 32). No total, foram percorridos aproximadamente 2 mil km contando rodovias pavimentadas, bem como não pavimentadas no interior da área de estudo.

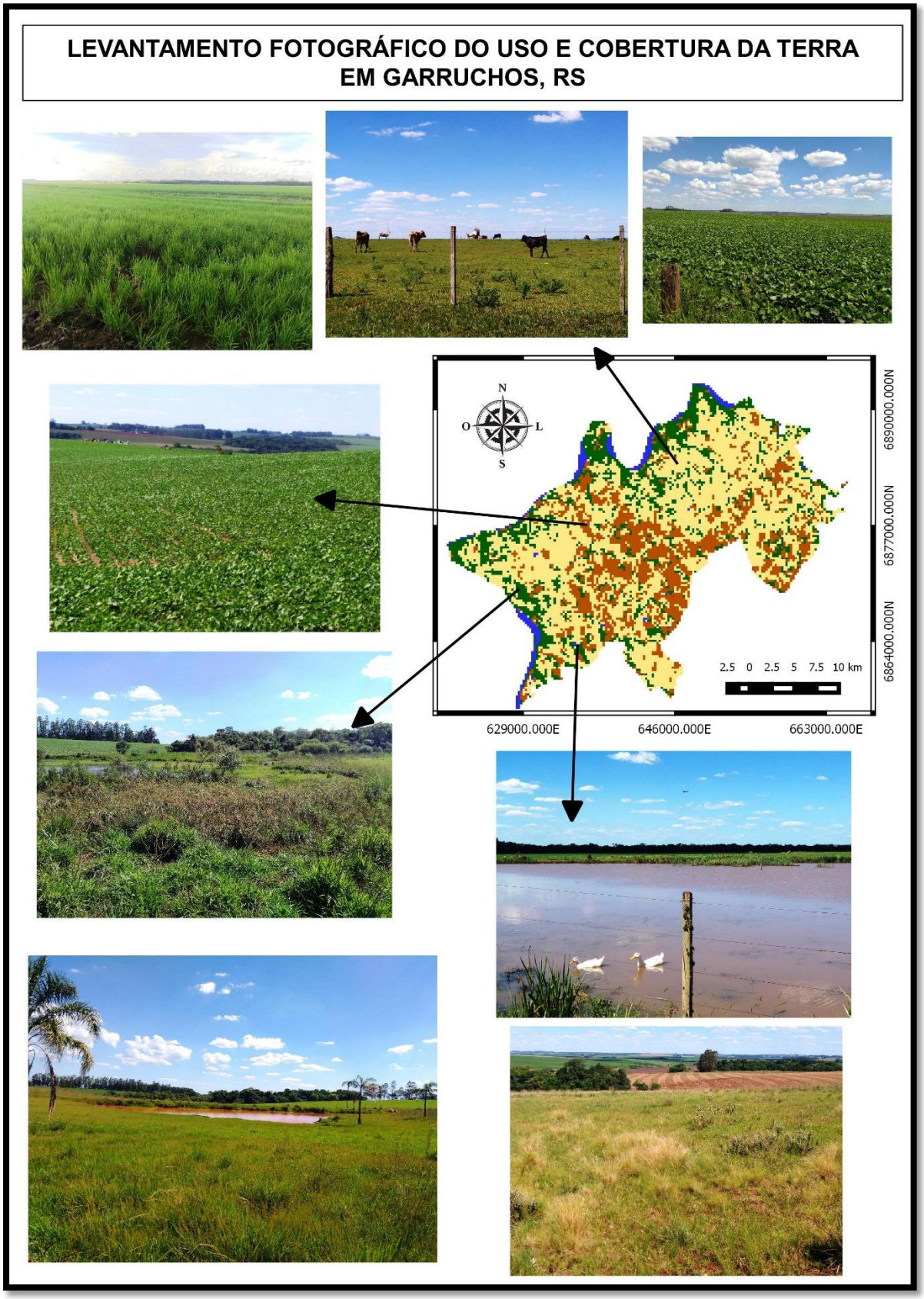
Na Figura 26 (fotos A e B do G*oogle Earth*) destaca-se a presença de areais que passaram pelo plantio de monocultura de exóticas (eucaliptos) em 2003 e 2013, sendo percebida no final do período redução de áreas arenosas. As imagens constantes nas demais figuras representam os diferentes usos e coberturas mantidos nos referidos municípios como áreas de campo nativo (com seus subtipos) utilizados para pecuária, lavouras em distintos estágios de desenvolvimento (de arroz, soja, milho, canola, girassol e/ou solo exposto), áreas arenosas, corpos hídricos e vegetação florestal principalmente na forma de mata ciliar e mata de galeria.

Figura 23 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de São Francisco de Assis, RS



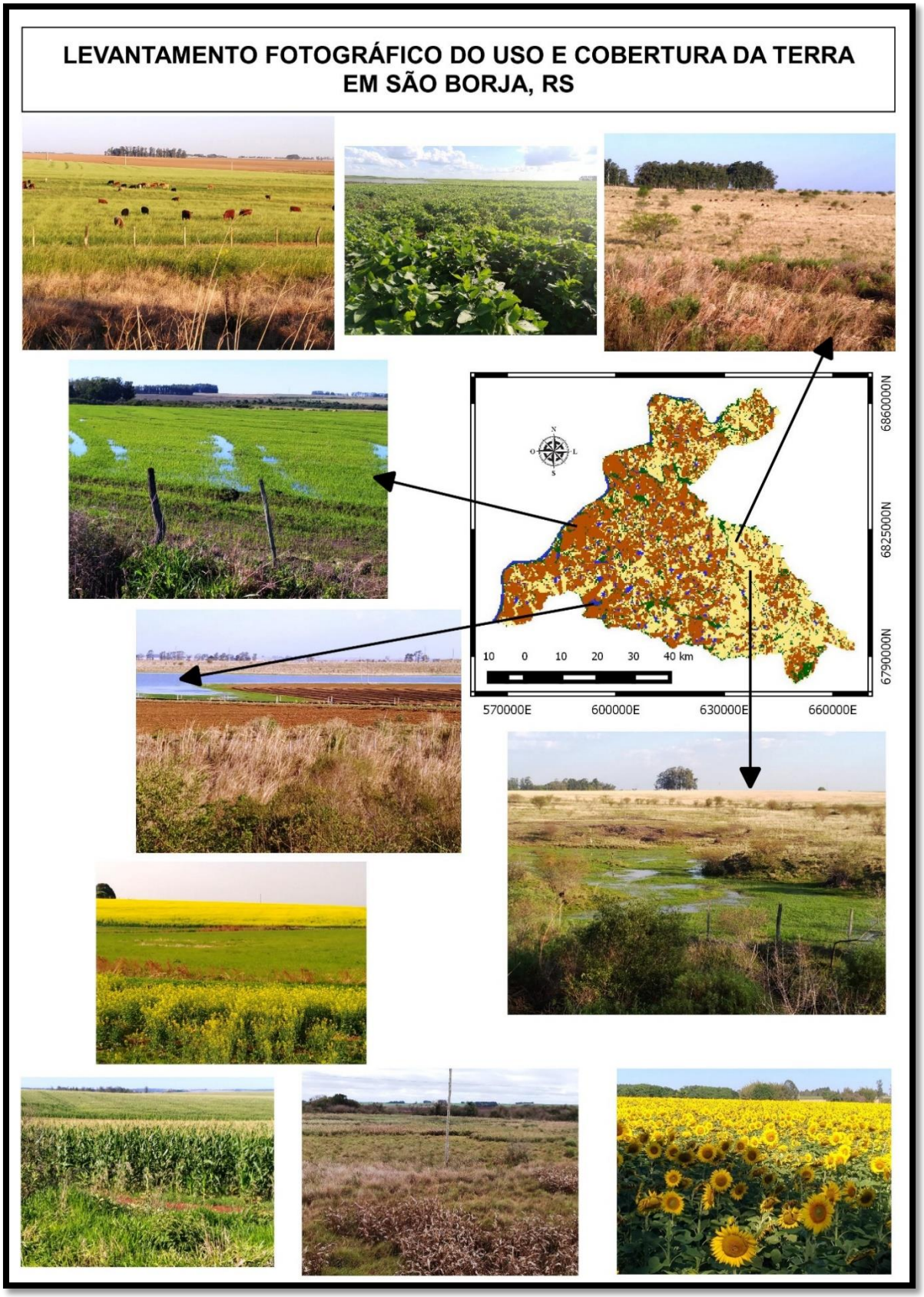

Fonte: A autora.

Figura 24 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Garruchos, RS



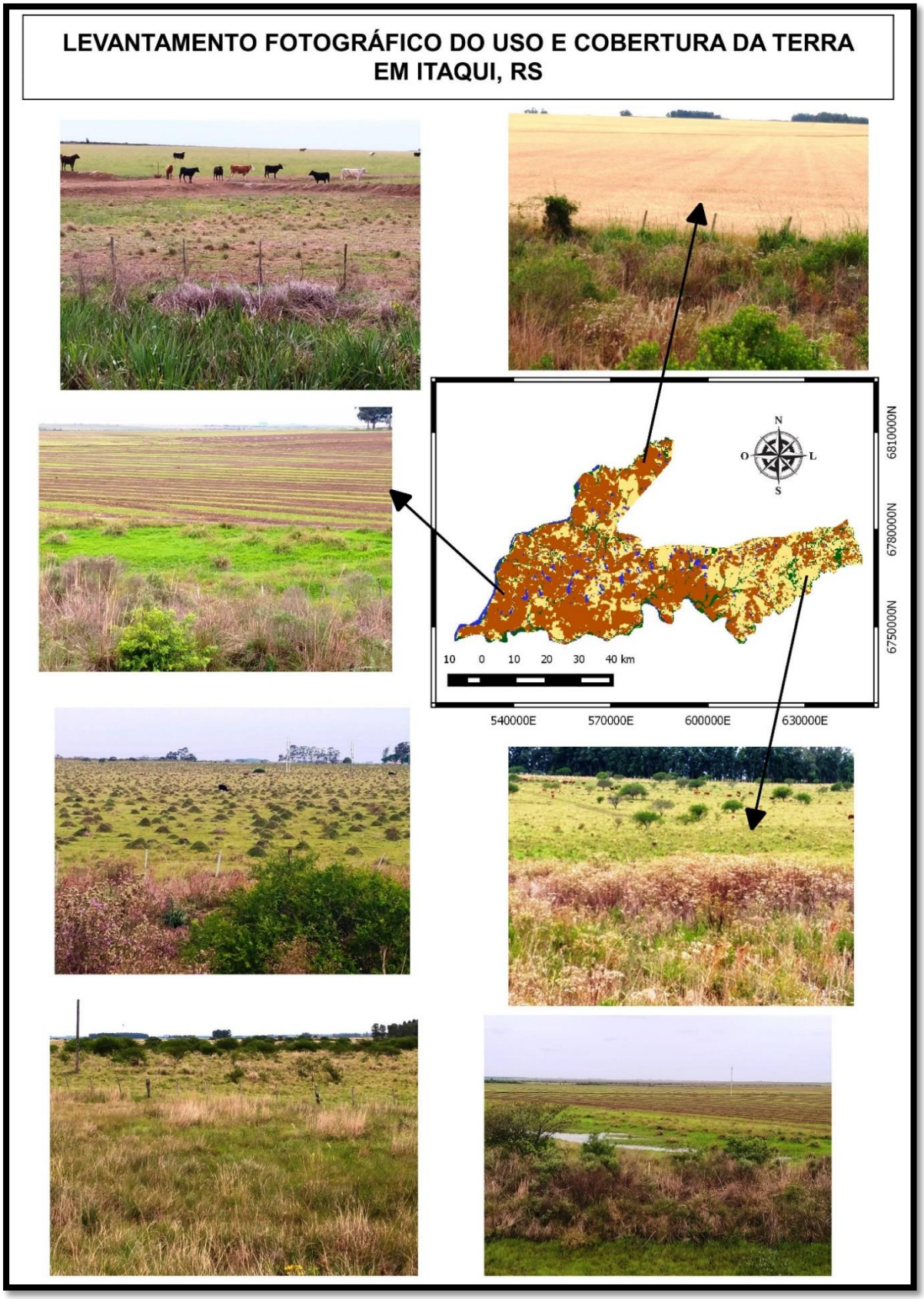

Fonte: A autora.

Figura 25 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de São Borja, RS



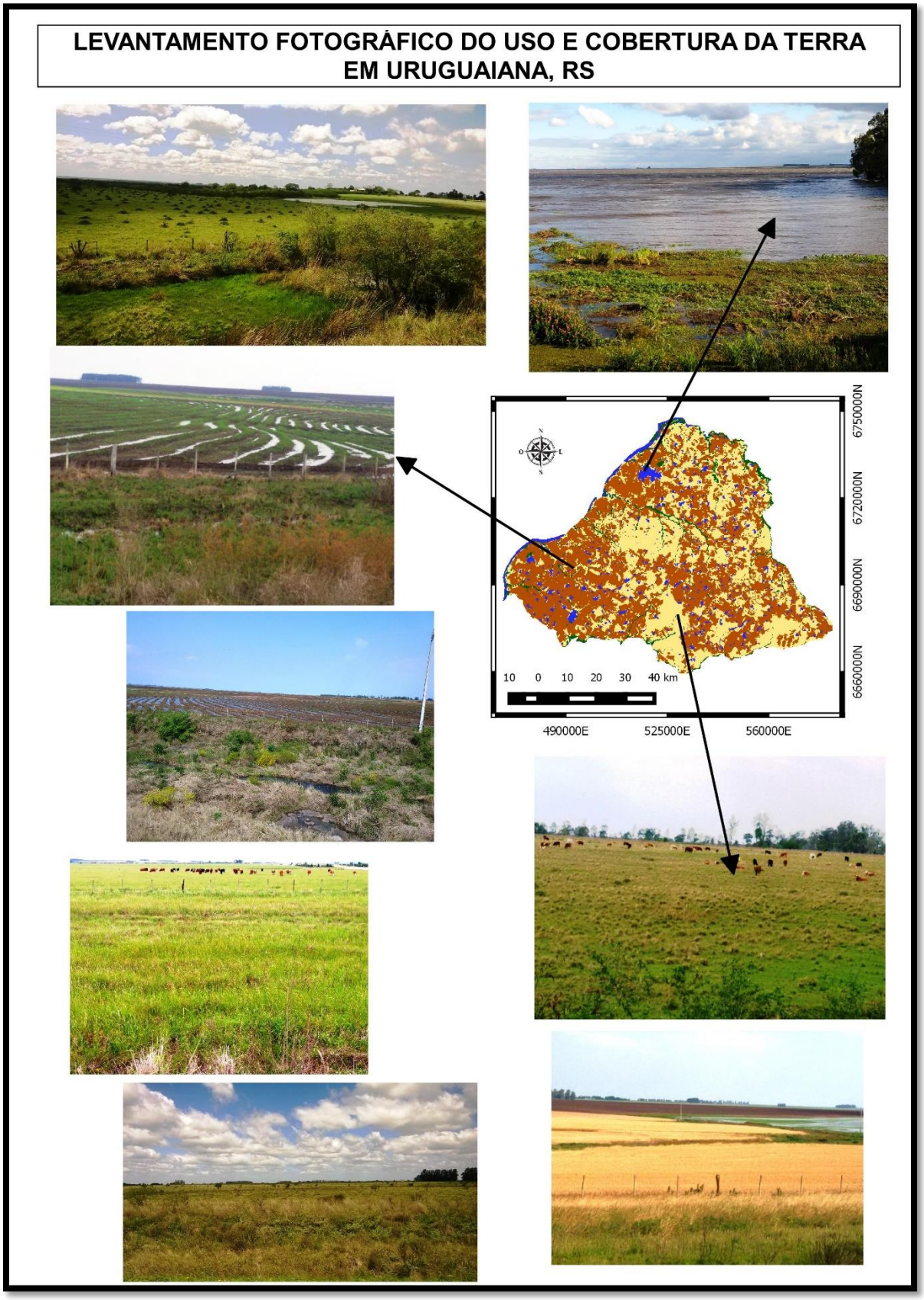

Fonte: A autora.

Figura 26 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Itaqui, RS



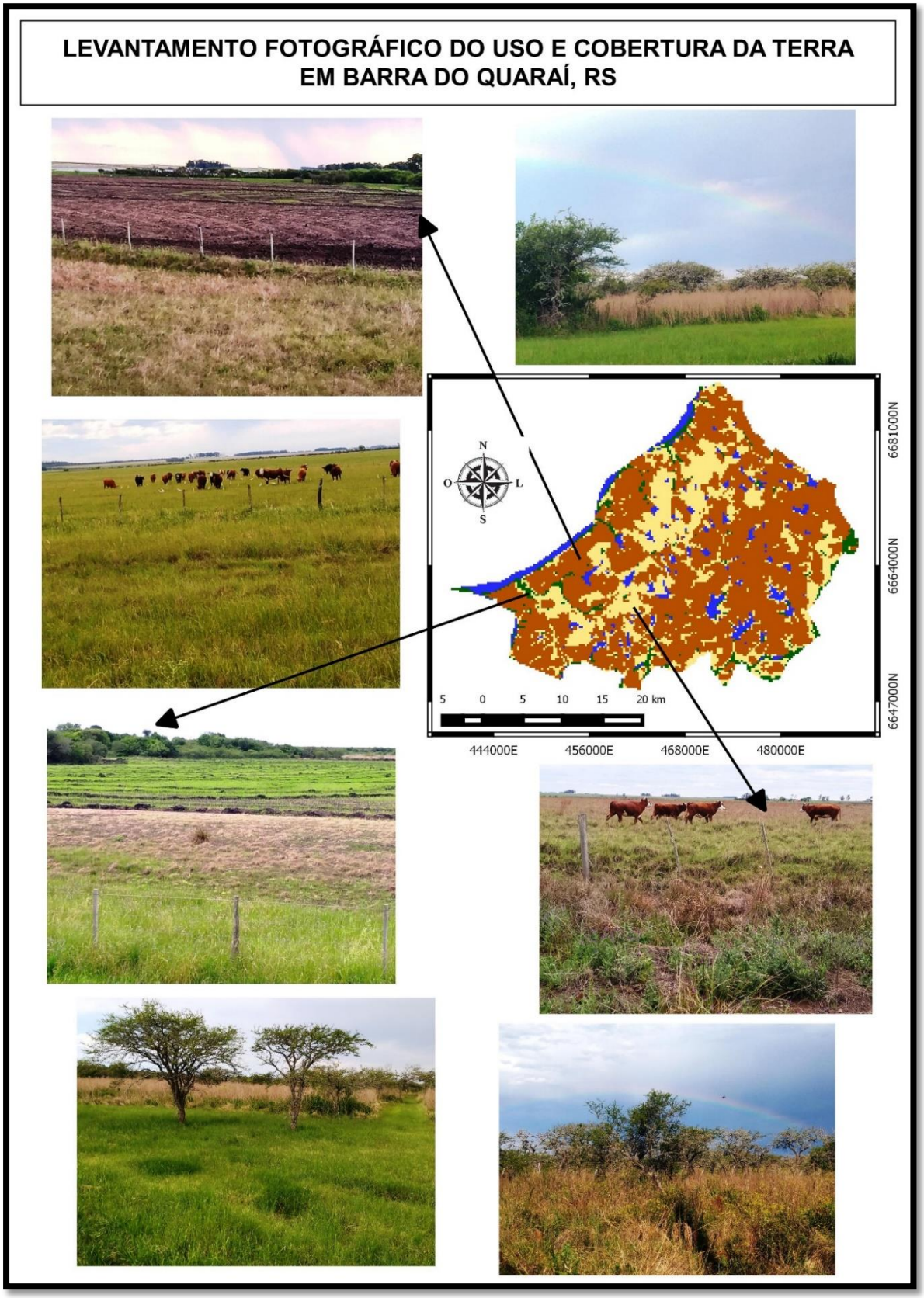

Fonte: A autora

Figura 27 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município Uruguaiana, RS



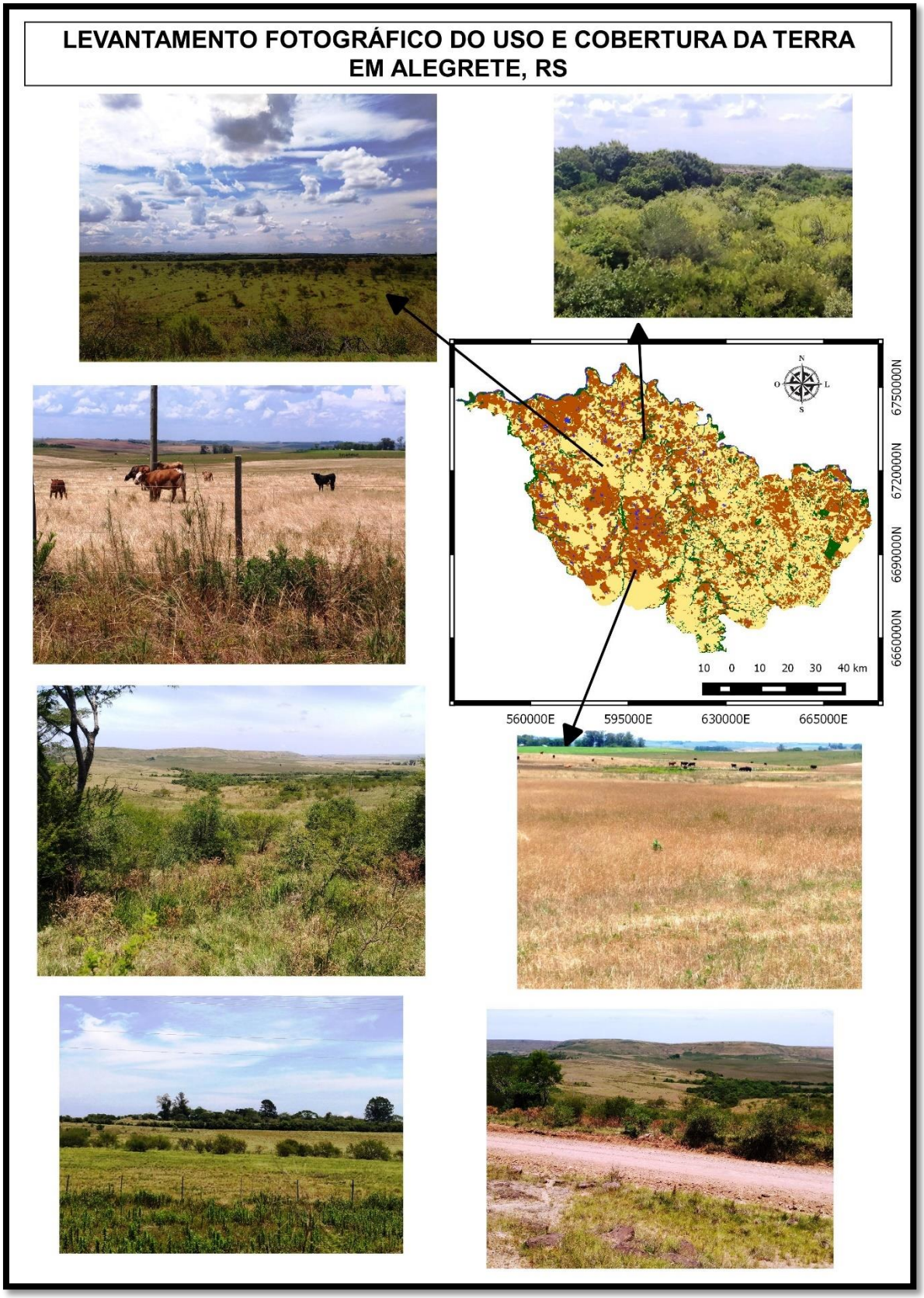

Fonte: A autora.

Figura 28 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Barra do Quaraí, RS



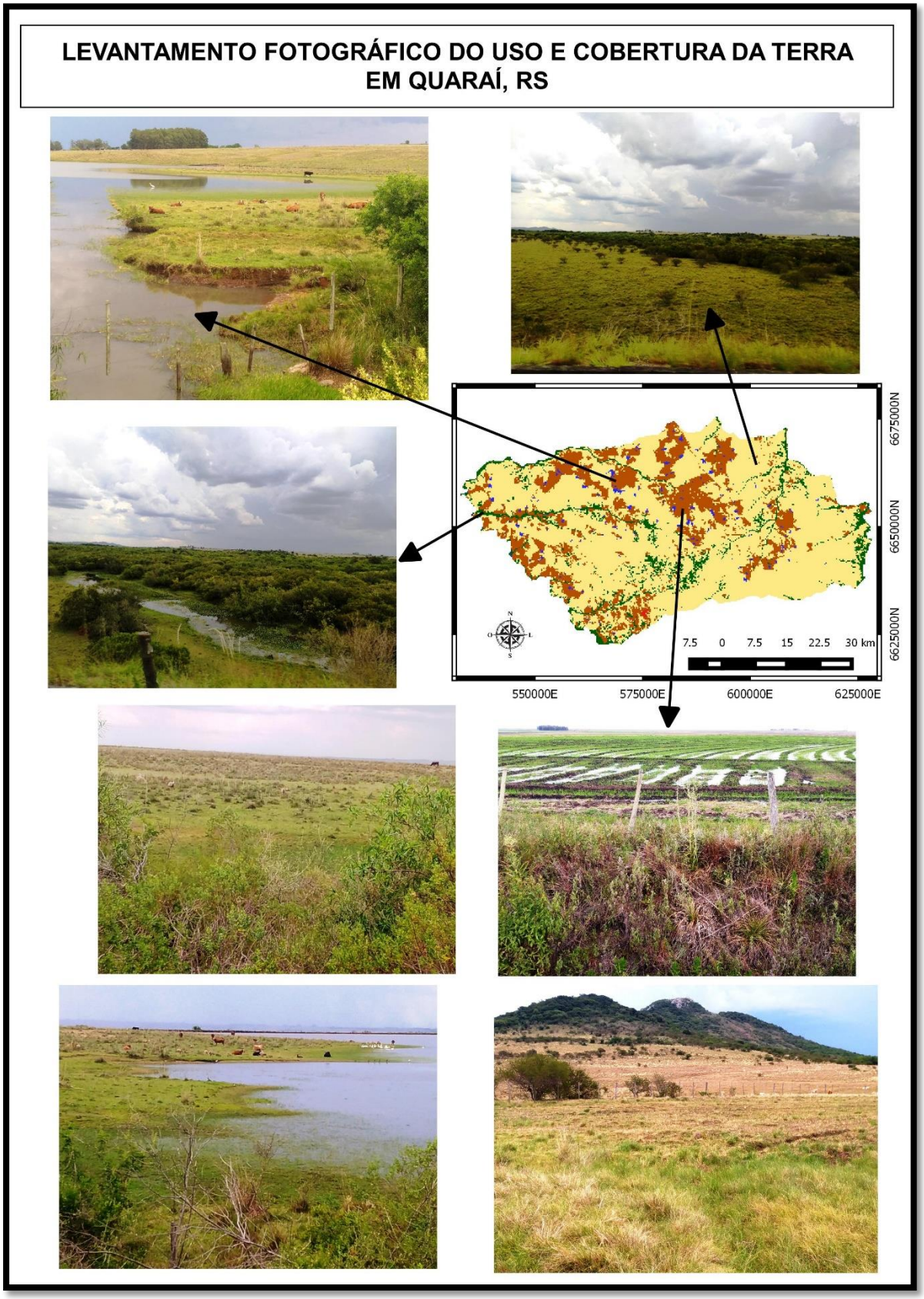

Fonte: A autora.

Figura 29 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Alegrete, RS



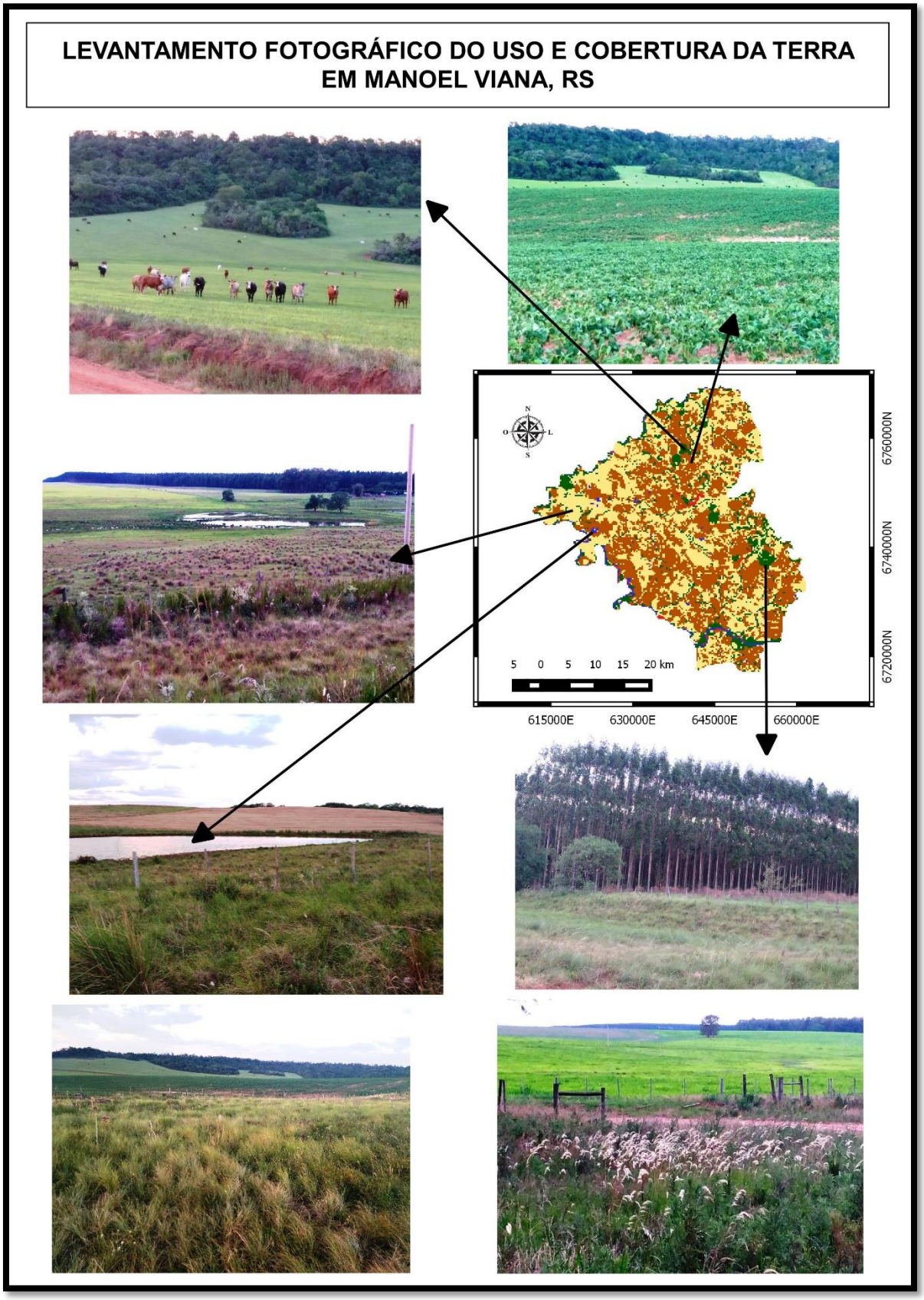

Fonte: A autora.

Figura 30 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Quaraí, RS



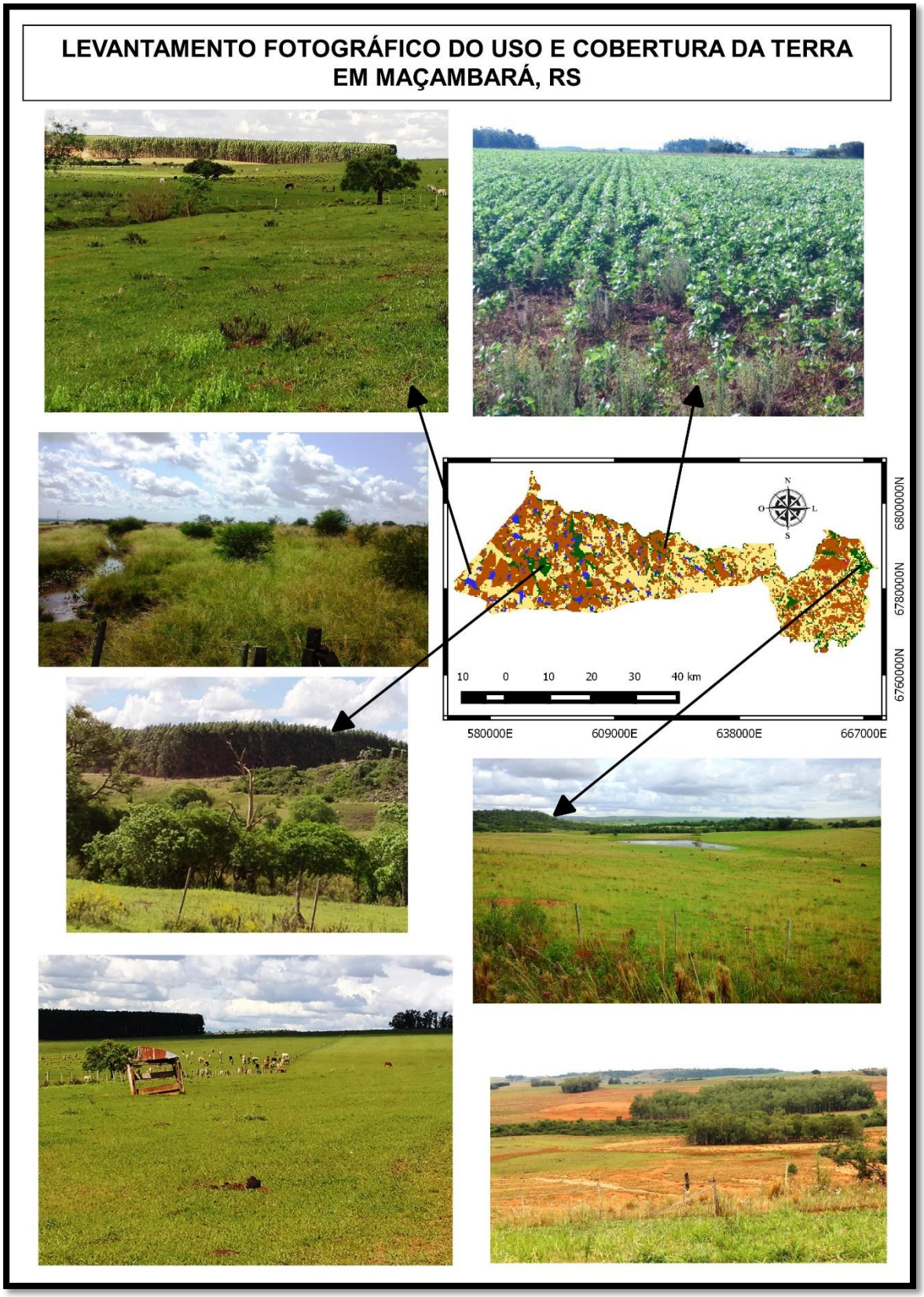

Fonte: A autora.

Figura 31 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Manoel Viana, RS




Fonte: A autora.

Figura 32 – Levantamento fotográfico demonstrando diferentes padrões de uso e cobertura da terra no município de Maçambará, RS




Fonte: A autora.

## 4.3 MAPEAMENTO DO USO E COBERTURA DA TERRA PARA O ANO DE 2015

A comparação entre os dados quantitativos resultantes da classificação para o ano de 2015 (dados observados) e dados simulados por Silva (2015) apresentaram algumas diferenças, sendo essas passíveis de compreensão desde que analisado conjuntamente os dados que originaram a simulação. O gráfico da figura 33 apresenta o montante abrangido pelas classes de uso e cobertura da terra na área de estudo para o ano de 2011. Esse foi o último ano classificado por Silva (2015) para utilização na modelagem que gerou simulações de 2012 a 2026. Além disso, são apresentados os dados da classificação de 2015 confeccionada pela presente tese e também dados referentes ao ano de 2026, último ano prospectado por Silva (2015).

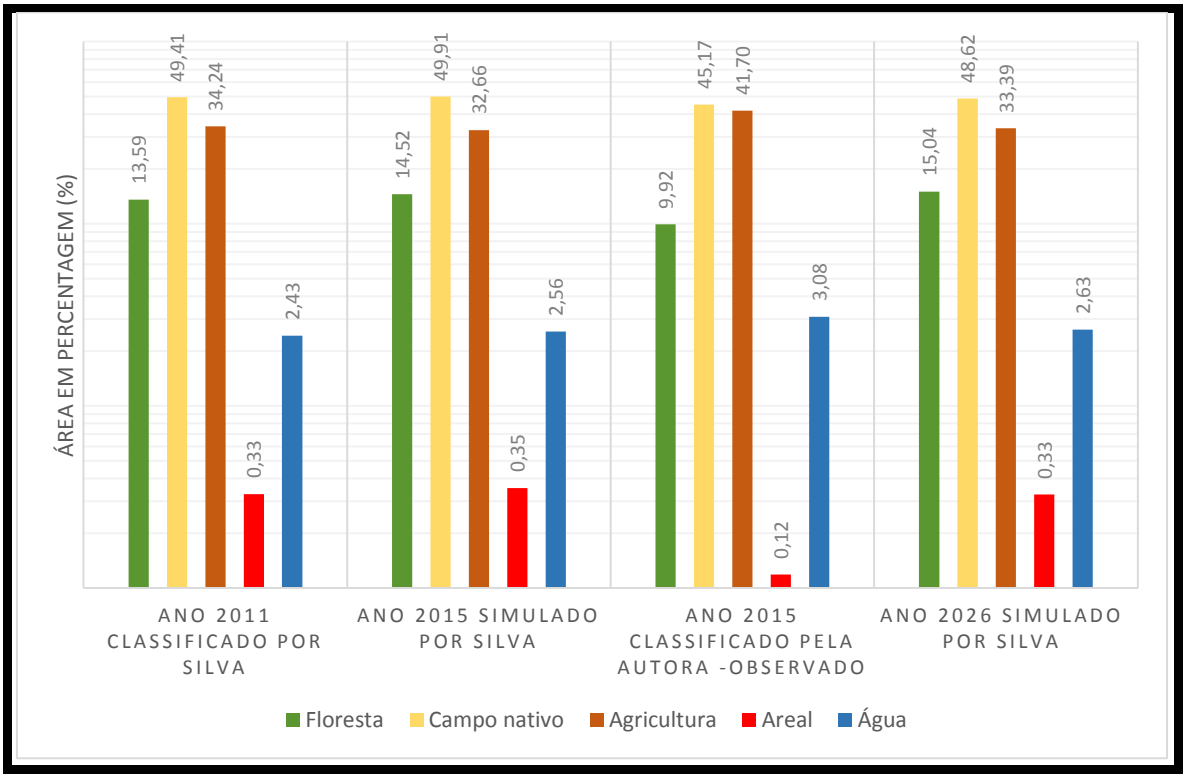
A simulação para o ano de 2015 (SILVA, 2015) avaliou a evolução das classes ao longo dos períodos 1985-1996, 1996-2011 e 2011-2013. Durante esses, a classe floresta obteve crescentes aumentos de áreas (28,12%; 3,99%; 0,67%, respectivamente). Já a classe areal aumentou sua área no primeiro período (2,44%) e reduziu nos demais (-34,21; -0,71) (SILVA, 2015). Como a modelagem também se baseia nesses padrões pretéritos, a tendência da simulação foi prever a continuidade do aumento de áreas de florestas no futuro. Nesse sentido, os dados de 2011 de Silva (2015), bem como a própria prospecção realizada para o ano de 2026, demonstram-se similares aos dados simulados para o ano de 2015, a julgar pelos montantes atingidos pelas classes.

Analisando especificamente os dados simulados e observados para 2015 percebe-se que a classe floresta, campo nativo e areal apresentaram índices mais elevados que os valores obtidos pela classificação realizada para 2015. Portanto, a simulação gerou superestimativas para tais índices. Por outro lado, a classe de agricultura e água obtiveram menor percentual em relação aos dados observados, acarretando-se uma subestimativa por parte da simulação. Apesar de, no geral, a quantificação real das classes apresentarem diferenças pequenas em relação aos índices simulados, essas devem ser analisadas especialmente quando se percebe que a proporção dos areais nos dados observados foram muito aquém dos dados simulados para 2015.

A cobertura florestal representou 9,92% da área total da Microrregião da Campanha Ocidental nos dados observados, enquanto que nos dados simulados atingiu 14,52%, ambos para o período de 2015. A modelagem que gerou as

simulações determinou índices crescentes para tal classe, de modo que essa tendência ao ser incorporada ao modelo prospectou um aumento de áreas florestais para 2015. Porém, essa crescente se deu em um período em que ocorriam incentivos financeiros em prol de reflorestamentos no Estado do RS, inclusive na área de estudo. Com a não manutenção desses incentivos, o crescimento da floresta não seguiu esse padrão, explicando-se os índices menores detectados para essa classe em 2015.

Figura 33 – Quantificação das classes de uso e cobertura da terra para o ano simulado (2015) e observado (2015) para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS




Fonte: A autora.

Visando detalhar melhor os montantes obtidos por classe para 2015, apresenta-se na tabela 14 os dados observados e simulados por classe de uso e cobertura da terra. O campo nativo obteve 45,17% e 49,91% para dados observados e simulados, respectivamente, percebendo-se uma superestimação da simulação em 4,79%. Provavelmente áreas que seriam de campo nativo foram simuladas como agricultura principalmente em razão de que algumas áreas de campo podem ter sido confundidas com pastagens plantadas no momento das classificações. Tal

constatação pode ser corroborada diante da averiguação de que a classe agricultura teve dados subestimados pela simulação em 9,05%. A classe água teve seus dados subestimados pela simulação em 0,52%, não descartando-se a possibilidade de que algumas dessas áreas tenham sido confundidas com áreas ocupadas com plantio de arroz irrigado na simulação.

Conforme se mencionou, os dados para areais apresentaram as maiores discrepâncias entre o projetado para ocorrer e o real. A abrangência dos areais na realidade somou 3.643,75 ha enquanto que na simulação somou 10.868,75 ha, ou seja, uma superestimação em 0,24%. Existem algumas explicações para essa diferença. Uma delas é que muitos dos reflorestamentos (monocultura de exóticas - eucalipto e pinus) realizados na área de estudo se deram em áreas consideradas improdutivas, ou seja, os areais. Outra possibilidade é que diferenças nos índices pluviométricos anuais podem interferir no aumento ou redução da arenização, visto que poderá ocorrer disseminação de vegetação campestre sobre manchas de areais, encobrindo-as temporariamente.

Ressalvadas essas suposições, a análise detalhada dos dados de Silva (2015) leva a uma constatação mais plausível para essa superestimação de areais. Em todas as classificações realizadas para os anos de 1985, 1996 e 2011 (expostos no gráfico da figura 33) obtiveram-se valores elevados de hectares para os areais, sendo esses respectivamente 16.945, 17.358 e 11.419 ha. Assim, infere-se que a própria simulação deve ter mantido para o futuro esse padrão quantitativo.

Tabela 14 – Comparação dos dados quantitativos obtidos para o mapa observado e simulado para 2015, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| Usos e Cobertura da Terra | Área Observada 2015 (ha) | % | Área Simulada 2015 (ha) | % | | Diferença áreas (%) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Floresta** | 304.593,75 | 9,92 | 445.543,75 | 14,52 | + | 4,59 |
| **Campo nativo** | 1.386.356,25 | 45,17 | 1.531.868,75 | 49,91 | + | 4,74 |
| **Agricultura** | 1.279.975,00 | 41,70 | 1.002.325,00 | 32,66 | - | 9,05 |
| **Areal** | 3.643,75 | 0,12 | 10.868,75 | 0,35 | + | 0,24 |
| **Água** | 94.643,75 | 3,08 | 78.606,25 | 2,56 | - | 0,52 |
| **Total** | **3.069.212,50** | **100** | **3.069.212,50** | **100** | | |

*O sinal de adição (+) significa superestimativa e o sinal de subtração (-) subestimativa da simulação

Fonte: A autora.

Essa diferença quantitativa percebida nos areais entre dados observados (3.643,75 ha) e simulados (10.868,75 ha) pode estar atrelada às classificações realizadas para gerar as simulações. Áreas que estão em fase de preparação para plantio em solo arenoso podem apresentar tonalidade semelhante a de manchas de areais. Os tons rosáceos apresentados na composição falsa cor escolhida para interpretação e delimitação das classes, pode confundir o intérprete ou o próprio *software* no momento de classificar a imagem de satélite.

Acredita-se que alguns desses hectares considerados como areais tenham sido delimitados em áreas arenosas em condição de solo preparado para plantios. Tal fato pode ser reforçado diante das investigações de Andrades Filho et al., (2006) que ao realizar um estudo da evolução temporal para areais da região Sudoeste do RS, determinou por meio de uma espacialização que tais áreas, especificamente nos municípios de Alegrete, Itaqui, Maçambará, Manoel Viana, Quaraí, São Borja e São Francisco de Assis somavam 2.977 ha em 1989 e 2.959 ha em 2005/2006. Tal montante é mais próximo do que foi realmente observado para 2015 na Microrregião da Campanha Ocidental (3.644 ha), especialmente se considerar que ainda integram tal região os municípios de Garruchos, Uruguaiana e Barra do Quaraí, cujos areais não foram contabilizados por Andrades Filho et al. (2006). O autor referido procurou descartar por meio de análise visual áreas de solo exposto destinadas a agricultura que pudessem ser, erroneamente, consideradas como areais devido semelhança na resposta espectral dos alvos. Essa similaridade pode levar o modelador a considerar alguns espaços abrangidos por areais como agricultura (solo exposto)[1] e vice-versa.

Analisando os dados simulados e os reais para 2015, percebeu-se que os valores mais equidistantes foram apresentados na classe agricultura, cuja diferença foi de 277.650 ha para mais nos dados reais enquanto que na classe de areal a diferença foi de 7.225 ha para mais nos dados simulados. Tais dados podem reforçar essa possibilidade em decorrência da subjetividade inerente a cada operador durante a classificação.

Os dados observados para 2015 demonstraram por meio da verdade terrestre que os areais praticamente não foram confundidos, obtendo um índice Kappa individual de 0,8748 considerado como excelente por Fonseca (2000). Além disso,

[1] Devido a semelhança das atividades-fim e visando facilitação na análise dos dados, a classe de solo exposto foi incorporada à classe de agricultura, tanto na classificação que originou a simulação quanto na classificação que gerou os dados observados para o ano de 2015.

passou por uma criteriosa edição matricial que permitiu delimitar e não contabilizar áreas de solo exposto que poderiam ser confundidas com areais.

## 4.4 ANÁLISE ESPACIAL DOS DADOS

Para se analisar o quanto as áreas ocupadas pelas classes de usos e cobertura da terra coincidiram dentre os mapas observado e simulado, procedeu-se ao cruzamento desses dois planos de informação. Utilizou-se para tanto a tabulação cruzada, programação em LEGAL no *Software* Spring e similaridade *fuzzy* no *software* Dinamica EGO.

### 4.4.1 Quantificação e espacialização por meio de Tabulação Cruzada

A tabulação cruzada, realizada por meio do *software* Spring, permitiu a comparação do grau de distribuição das quantificações das classes de uso e cobertura da terra na área de estudo. Os planos de informação utilizados foram os dados observados para 2015 (dados de referência expressos nas linhas da tabela) e dados simulados também para 2015 obtidos da projeção realizada por modelagem dinâmica (expressos nas colunas).

Por meio da tabulação cruzada foi possível auferir a distribuição de intersecções entre dois planos de informação utilizando-se da ferramenta de medida de classe, permitindo assim a análise da dinâmica de ocupação da paisagem (TORRES et al., 2010). Desse modo, procurou-se delimitar as áreas das distintas categorias de usos e cobertura da terra que coincidiram espacialmente quando comparados os mapas observado e simulado.

Considerando os dados de referência como sendo o somatório das áreas ocupadas na imagem classificada para 2015, a análise do cruzamento permitiu verificar o quanto houve de coincidência espacial dentre as classes em relação aos dados simulados para 2015. A análise detalhada exposta em hectares na Tabela 14 demonstrou que uma parcela da área foi espacializada como pertencente a outras categorias.

Analisando conjuntamente a Tabela 15 e Tabela 16 observou-se que 40,40% de áreas de florestas foram consideradas como de outros usos e coberturas, sendo a maior parte alocada como campo nativo pelo mapa simulado (65.631,25 ha). A classe

de campo nativo, cuja discordância de ocupação entre os mapas foi do montante de 31,48%, teve sua maior parcela alocada incorretamente na classe agricultura (259.093,75 ha). A classe agricultura também teve sua espacialização comprometida em 47,54% sendo que desse percentual 499.100,00 ha foram consideradas como campo nativo pela simulação. As classes de areal e água apresentaram os maiores índices de dissimilaridade dentre os mapas, haja visto que mais de 50% dos pixels não tiveram a mesma alocação espacial. Para essas duas classes, a maior parte dos hectares não mantidos foram considerados como sendo agricultura, sendo distribuídas para essa classe 22.187,50 ha que deveriam ser de água e 612,50 ha que pertenceriam a areais.

Tabela 15 – Quantificação de áreas por classe decorrentes de tabulação cruzada no *software* Spring, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| | | **Área ocupada pelas classes de Usos e Cobertura da Terra** | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | **SIMULADO 2015** | | | | | |
| **OBSERVADO 2015** | | **Floresta (ha)** | **Campo nativo (ha)** | **Agricultura (ha)** | **Areal (ha)** | **Água (ha)** | **TOTAL OBSERVADO** |
| | **Floresta** | 181.525,00 | 65.631,25 | 49.018,75 | 975,00 | 7.443,75 | **304.593,75** |
| | **Campo nat.** | 164.481,25 | 949.975,00 | 259.093,75 | 2.025,00 | 10.781,25 | **1.386.356,25** |
| | **Agricultura** | 90.537,50 | 499.100,00 | 671.412,50 | 5.793,75 | 13.131,25 | **1.279.975,00** |
| | **Areal** | 293,75 | 462,50 | 612,50 | 1.812,50 | 462,50 | **3.643,75** |
| | **Água** | 8.706,25 | 16.700,00 | 22.187,50 | 262,50 | 46.787,50 | **94.643,75** |
| **TOTAL SIMULADO** | | **445.543,75** | **1.531.868,75** | **1.002.325,00** | **10.868,75** | **78.606,25** | **3.069.212,50** |

Fonte: A autora.

Conforme se observa na Tabela 16 a classe campo nativo foi a categoria que mais manteve espacialização em relação aos dados de referência, atingindo 68,52% de correspondência, portanto, não sendo alocado corretamente em apenas 31,48% da área onde deveria. Na sequência, tem-se a classe floresta cujas áreas foram correspondentes em nível de pixel em 59,60% e a classe agricultura mantendo-se em 52,46% da área.

O areal e a água apresentaram menor índice de espacialização em relação ao mapa real para 2015, não atingindo 50% de manutenção. Uma possibilidade é que o baixo índice de espacialização dos areais tenha ocorrido porque a simulação é um processo aleatório, baseado em variáveis pré-definidas no momento da modelagem.

O uso do estimador de densidade de Kernel pode ter influenciado nesse processo já que esse define a distribuição espacial das variáveis estáticas, descentralizando a informação para áreas adjacentes. Nesse, por meio da geração de uma grade de três dimensões estabelecem-se pesos relacionando dois eventos à uma coordenada de referência, obtendo-se assim, o cálculo da distância entre esses a cada pixel de uma dada área de influência (DELGADO, 1995).

Tabela 16 – Quantificação da manutenção e não manutenção, por classe, em relação aos dados referência para 2015, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| **Classes** | **Área referência (2015)** | **Manutenção entre dados observados e simulados** | | **Não-manutenção entre dados observados e simulados** | |
|---|---|---|---|---|---|
| | **Ha** | **Ha** | **%** | **Ha** | **%** |
| Floresta | 304.593,75 | 181.525,00 | 59,60 | 123.068,75 | 40,40 |
| Campo nativo | 1386.356,25 | 949.975,00 | 68,52 | 436.381,25 | 31,48 |
| Agricultura | 1279.975,00 | 671.412,50 | 52,46 | 608.562,50 | 47,54 |
| Areal | 3.643,75 | 1.812,50 | 49,74 | 1.831,25 | 50,26 |
| Água | 94.643,75 | 46.787,50 | 49,44 | 47.856,25 | 50,56 |
| **Total** | **3.069.212,50** | **1.851.512,50** | | **1.217.700,00** | |

Fonte: A autora.

As tendências de espacialização futura de uma simulação são geradas a partir desses limiares, além da definição dos pesos de evidência. Nesse contexto, os areais foram projetados para espraiarem-se seguindo essas funções definidas na modelagem. No entanto, os areais além de apresentarem menor expressão em termos de abrangência de área, mantém um padrão de crescimento diferente das demais classes. Ao contrário da agricultura que pode aumentar e dominar novos espaços no decorrer dos tempos, os areais tendem a ficar concentrados em locais onde já eram pré-existentes. Apesar das atividades antrópicas influenciarem sua expansão e/ou retração, sua origem está atrelada a características naturais da geologia e tipologia de solo (arenito Botucatu), o que os tornam endêmicos da região (SILVA, 2015; MARCHIORI, 1995). Essa característica provavelmente não pode ser incorporada na modelagem, dificultando a espacialização dessa classe em relação ao que se manifestou na realidade.

Assim como a classe areal, a água também apresentou mais da metade de não manutenção em relação aos dados observados e simulados, porém, a diferença entre

esses foi de 16.037,50 ha a mais nos dados observados, considerando dados totais. Sendo assim, acredita-se que essa dissimilaridade pode ter se dado, por exemplo, em razão de diferenças nos índices pluviométricos. Durante o ano de 2015 ocorreu o fenômeno climático *El Nino* que atuou do final de 2014 até o outono de 2016. Conforme exposto pela NASA, tal fenômeno é caracterizado por desencadear um aquecimento acima do normal nas águas do Oceano Pacífico Tropical Oriental, acarretando um padrão anormal de chuvas em torno do mundo. No sul do Brasil, por exemplo, esse fenômeno causa aumento nos índices pluviométricos enquanto esses são consideravelmente reduzidos no nordeste. O *El Nino* ocorrido em 2015 foi considerado um dos mais intensos dos últimos anos, assemelhando-se aos dos anos 1982-1983 e 1997-1998 (NASA, 2015; CLIMATEMPO, 2016). Informações veiculadas na mídia a partir de dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) divulgaram que em apenas um dia do mês de julho praticamente atingiu-se a média pluviométrica do mês. Municípios da Microrregião da Campanha Ocidental permaneceram em estado de alerta especialmente devido à elevação do nível do Rio Uruguai que acabou por desabrigar diversas famílias (GLOBO, 2015).

A Tabela 17 traz, percentualmente, o total abrangido pelas áreas de manutenção e de não manutenção, quantificadas por categorias em relação aos dados observados e simulados. A confiança global ou probabilidade observada foi de 60,33%, ou seja, esse foi o percentual atingido quanto a coincidência espacial de um mesmo uso ou cobertura da terra para 2015. Não obstante isso, 39,67% não manteve coincidência de ocupação em relação a essas mesmas classes.

Tabela 17 – Quantificação de áreas de manutenção e não manutenção resultante de tabulação cruzada, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| **Classes** | **Área referência (%)** | **Manutenção (%) (1)** | **Não manutenção (%) (2)** |
|---|---|---|---|
| Floresta | 9,92 | 5,91 | 4,01 |
| Campo nativo | 45,17 | 30,95 | 14,22 |
| Agricultura | 41,70 | 21,88 | 19,83 |
| Areal | 0,12 | 0,06 | 0,06 |
| Água | 3,08 | 1,52 | 1,56 |
| **Total** | **100** | **60,33** | **39,67** |

(1) Quanto a classe se manteve em relação a área de referência total
(2) Quanto a classe não se manteve em relação a área de referência total

Fonte: A autora.

Em relação a área de referência total, a classe que mais coincidiu espacialmente foi campo nativo (45,17%) seguido da agricultura (41,70%). Em suma, a análise conjunta dos dados permitiu observar que as classes de floresta, campo nativo e agricultura obtiveram maiores índices de manutenção enquanto que água e areal mantiveram taxas equiparadas de manutenção e não-manutenção.

### 4.4.2 Espacialização das manutenções por meio de Linguagem Espacial de Geoprocessamento Algébrico (LEGAL)

Para demonstrar como essas manutenções se distribuíram espacialmente procedeu-se a criação de programações em LEGAL, cujos dados são explicitados (Tabela 18). O total de áreas que se mantiveram alocadas nos mesmos pixels quando comparados os dados simulados e observados foi de 1.851.512,50 ha ou 60,33%. Considerando esse percentual obteve-se índices acerca do quanto cada classe contribuiu para tal montante. A classe de campo nativo coincidiu espacialmente em nível de pixel em 30,95% da área de manutenção. Na sequência, a agricultura contribuiu com aproximadamente 21,88% enquanto que a classe floresta totalizou 5,91% de alocação em nível de pixel. A classe areal foi a que menos contribuiu, atingindo parcos 0,06% de espacialização em relação ao total de manutenção. Da sobreposição dos mapas observado e simulado, resultou um terceiro mapa contendo as áreas de espacialização das classes (Figura 34).

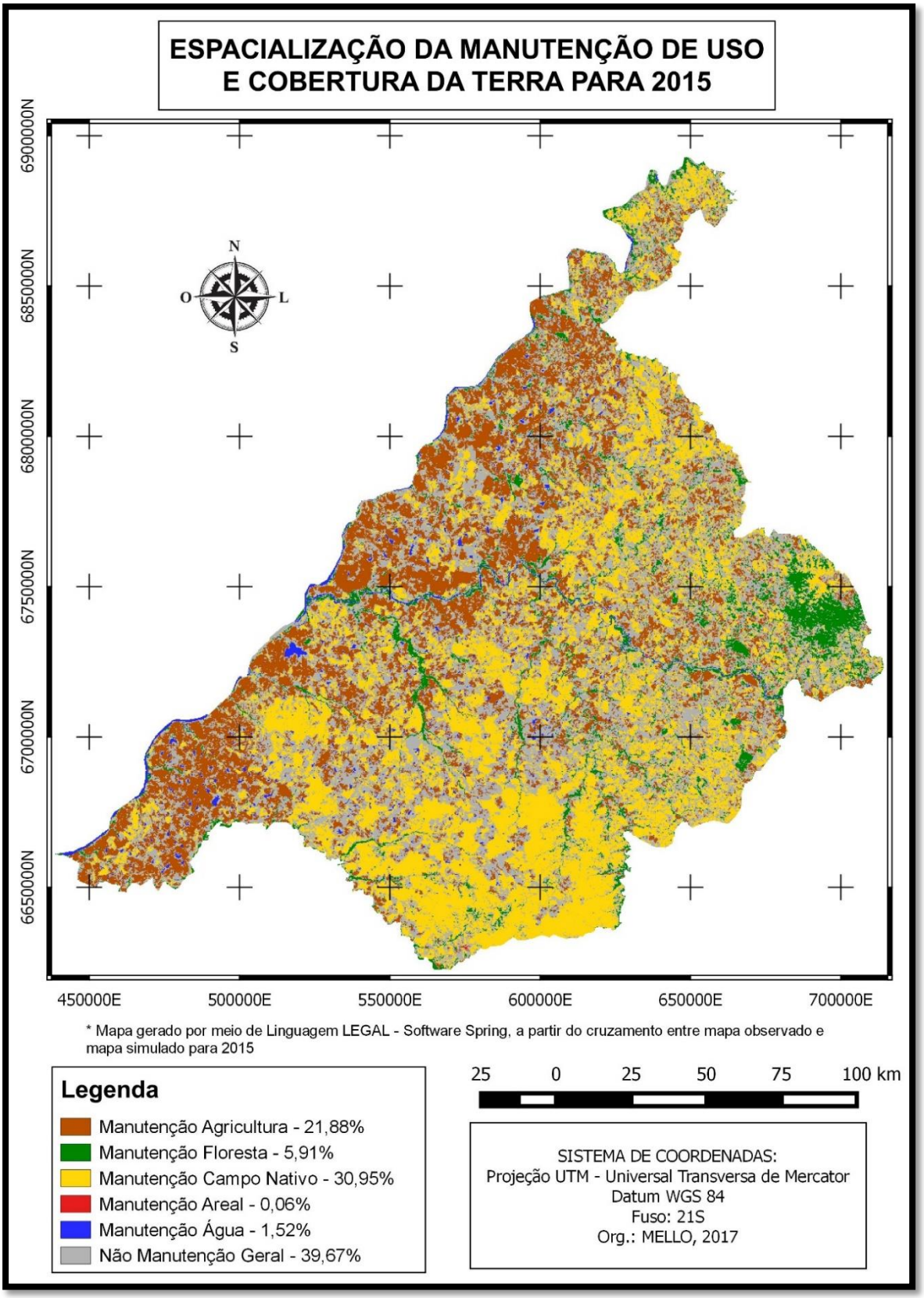
Tabela 18 – Manutenção de uso e cobertura da terra agregadas por classe para o ano de 2015, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS

| | **Manutenção (2015 Observado X 2015 Simulado)** | | | |
|---|---|---|---|---|
| **Classes** | Área (ha) | % (1) | %(2) | %(3) |
| Floresta | 181.525,00 | 9,80 | 5,91 | 59,60 |
| Campo Nativo | 949.975,00 | 51,31 | 30,95 | 68,52 |
| Agricultura | 671.412,50 | 36,26 | 21,88 | 52,46 |
| Areal | 1.812,50 | 0,10 | 0,06 | 49,74 |
| Água | 46.787,50 | 2,53 | 1,52 | 49,44 |
| **Total manutenção** | **1.851.512,50** | 100 | **60,33** | |

(1) Percentual das classes em relação ao total de manutenção;
(2) Percentual das classes em relação ao total de referência – dados observados 2015
(3) Percentual de manutenção por classe em relação ao total de cada classe na área de referência

Fonte: A autora.

Figura 34 – Espacialização da manutenção dos usos da terra para 2015 por LEGAL, para a Microrregião da Campanha Ocidental do RS




Fonte: A autora.

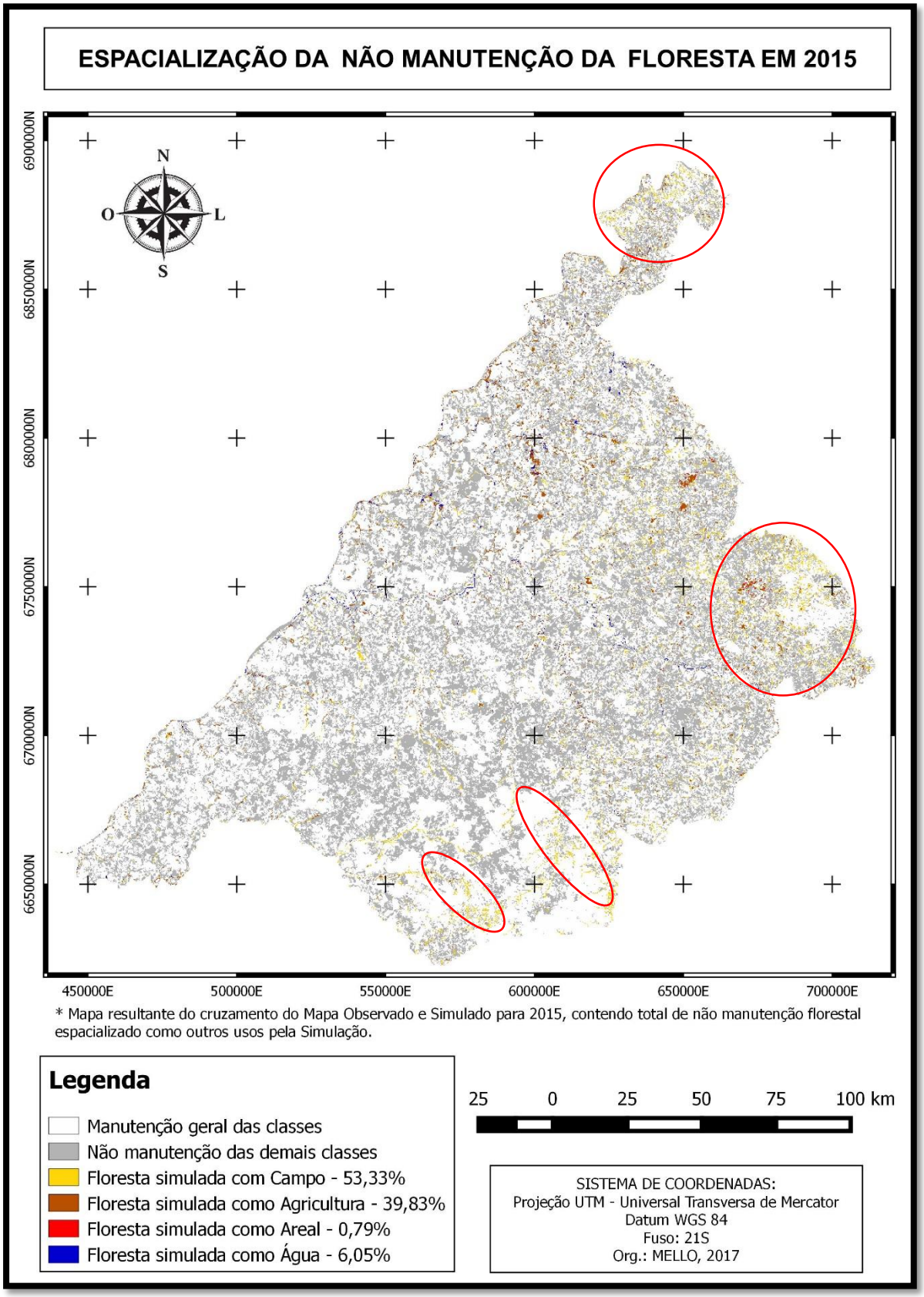
As áreas coloridas demonstram a ocorrência de similaridade entre as classes nos dois mapas, enquanto que áreas cinzas correspondem aos espaços onde não houve coincidência em nível de pixel dentre as classes. A similaridade espacial nas áreas de campo nativo foi percebida de modo mais efetivo na porção sul do mapa, enquanto que áreas de manutenção da agricultura foram mais evidentes ao longo do curso do Rio Uruguai. As áreas de florestas demonstraram-se espacialização similar na porção leste enquanto que praticamente é imperceptível a ocorrência de manutenção para áreas de areal.

As áreas de não manutenção também passaram por espalização, sendo confeccionados mapas demonstrando índices por classe, determinando assim os erros de alocação. O mapa de não manutenção florestal demonstrou que do total de floresta que não obteve a mesma alocação espacial quando comparados os mapas observados e simulados para 2015, 53,33% dessa área foi alocada como campo nativo. A análise espacial do mapa (Figura 35) permitiu observar que os erros em prol do campo nativo localizaram-se em porções aglomeradas mais ao norte e leste, ainda percebendo-se sua presença em áreas mais ao sul da área de estudo (em destaque). A cor branca dentro dos mapas representa áreas com 100% de similaridade entre os usos observados e simulados, enquanto que a cor cinza representa as demais transições de não espacialização desconsideradas para análise individual da classe.

O mapa de não manutenção para a classe de campo nativo (Figura 36) teve sua alocação confundida com agricultura pela simulação em 59,37%. Essa, apesar de estar bem distribuída, pode ser mais efetivamente associada a regiões circunvizinhas ao Rio Uruguai, portanto, seguindo o sentido Norte a Oeste da área de estudo. Já o mapa de não manutenção para a agricultura (Figura 37) demonstrou que 82,01% foi espacializado como campo, sendo essa distribuição mantida em forma de extensa matriz campestre situada mais na porção centro-sul da área de estudo.

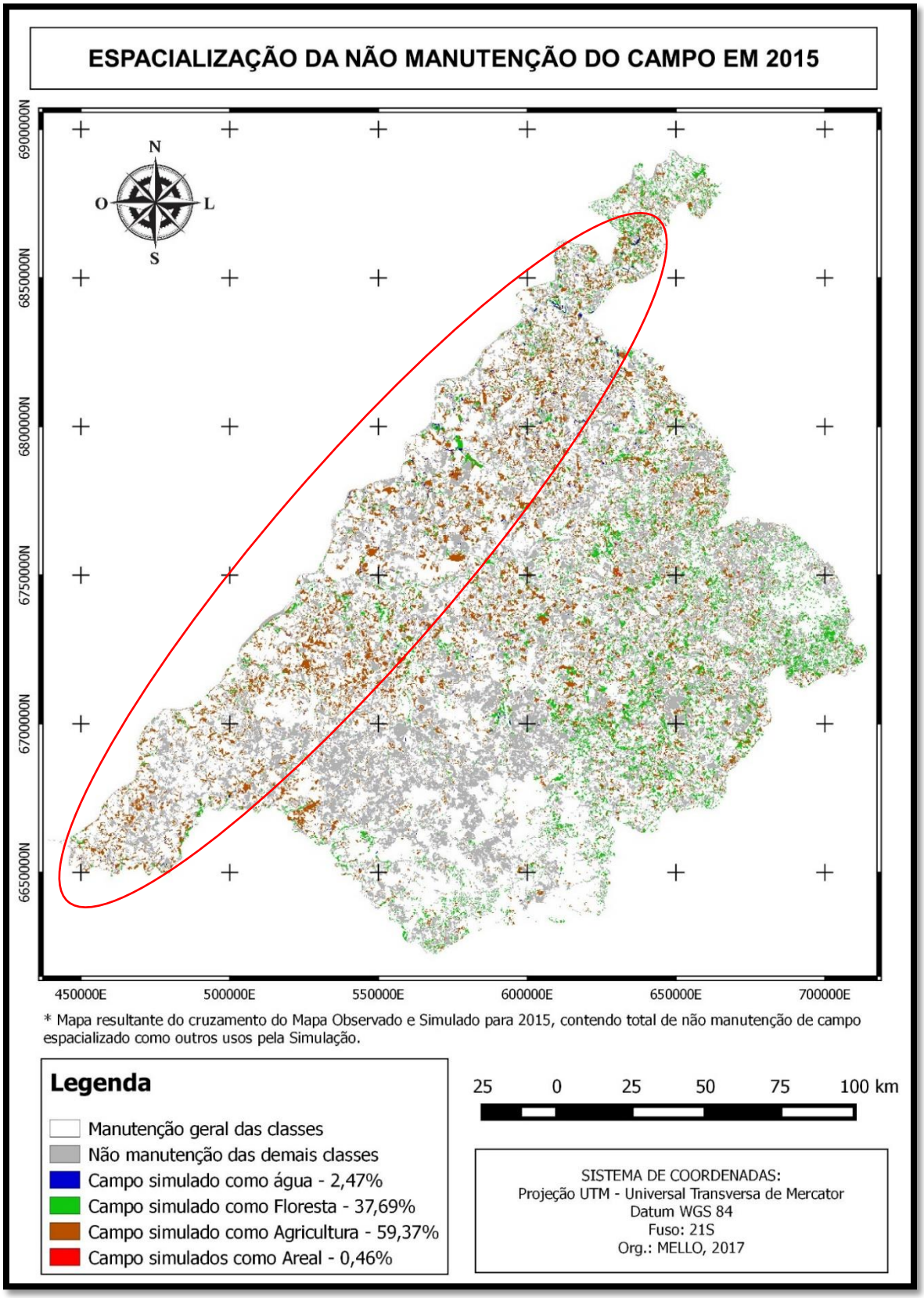
Os dados de não manutenção para a classe água distribuíram-se principalmente como agricultura em 46,36% e como campo em 34,90%, estando essas situadas na porção centro-oeste e centro-norte (Figura 38). Por fim, as áreas de não manutenção de areal (Figura 39) foram confundidas de forma equiparada dentre as demais classes, sendo 33,45% como agricultura e o percentual de 25,26% para campo e água simultaneamente. A visualização dessas áreas no mapa foi dificultada devido a pequena extensão abrangida por areais quando comparado aos demais usos.

Figura 35 – Mapa de não manutenção da floresta em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental



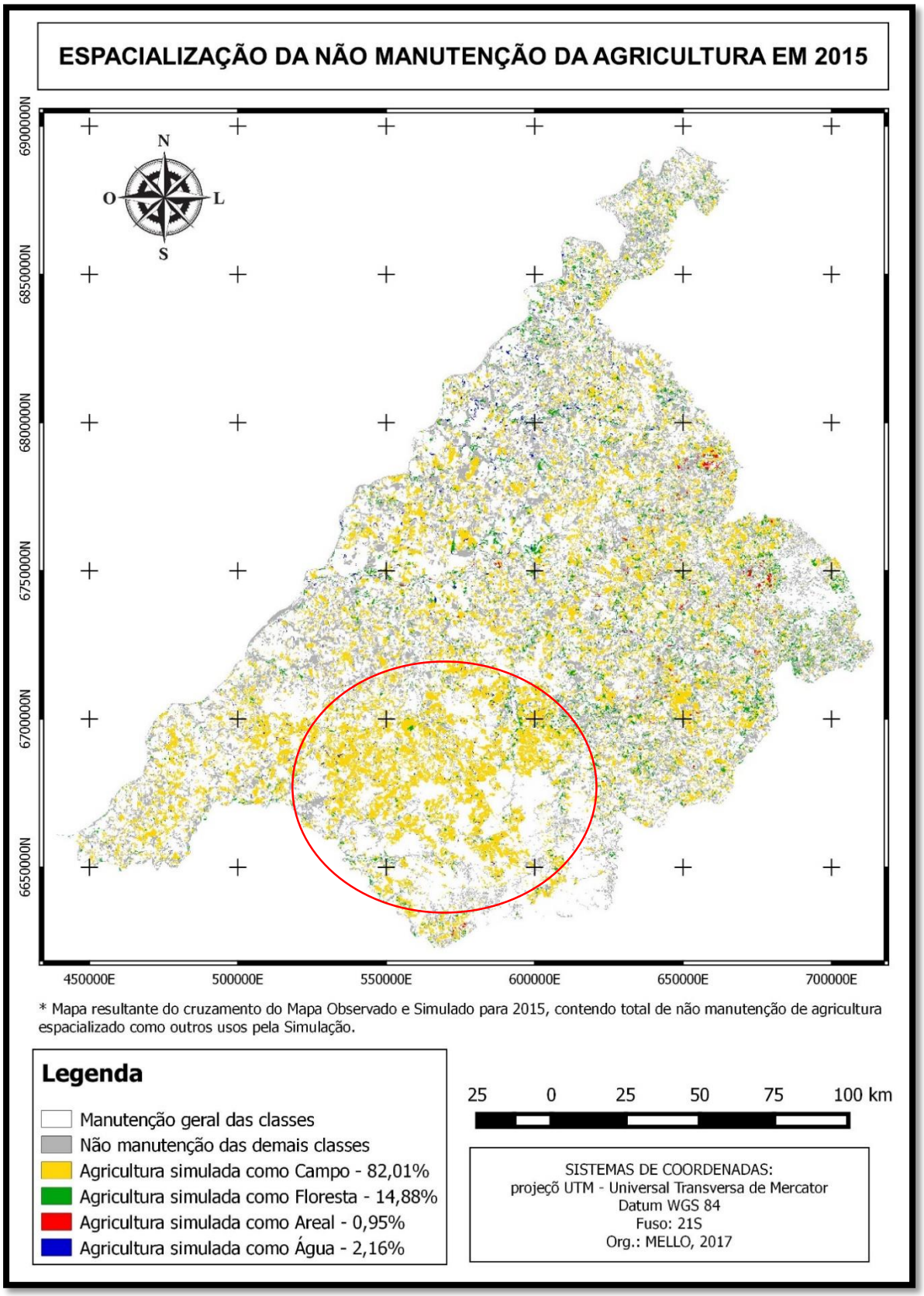

Fonte: A autora.

Figura 36 – Mapa de não manutenção do campo nativo em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental



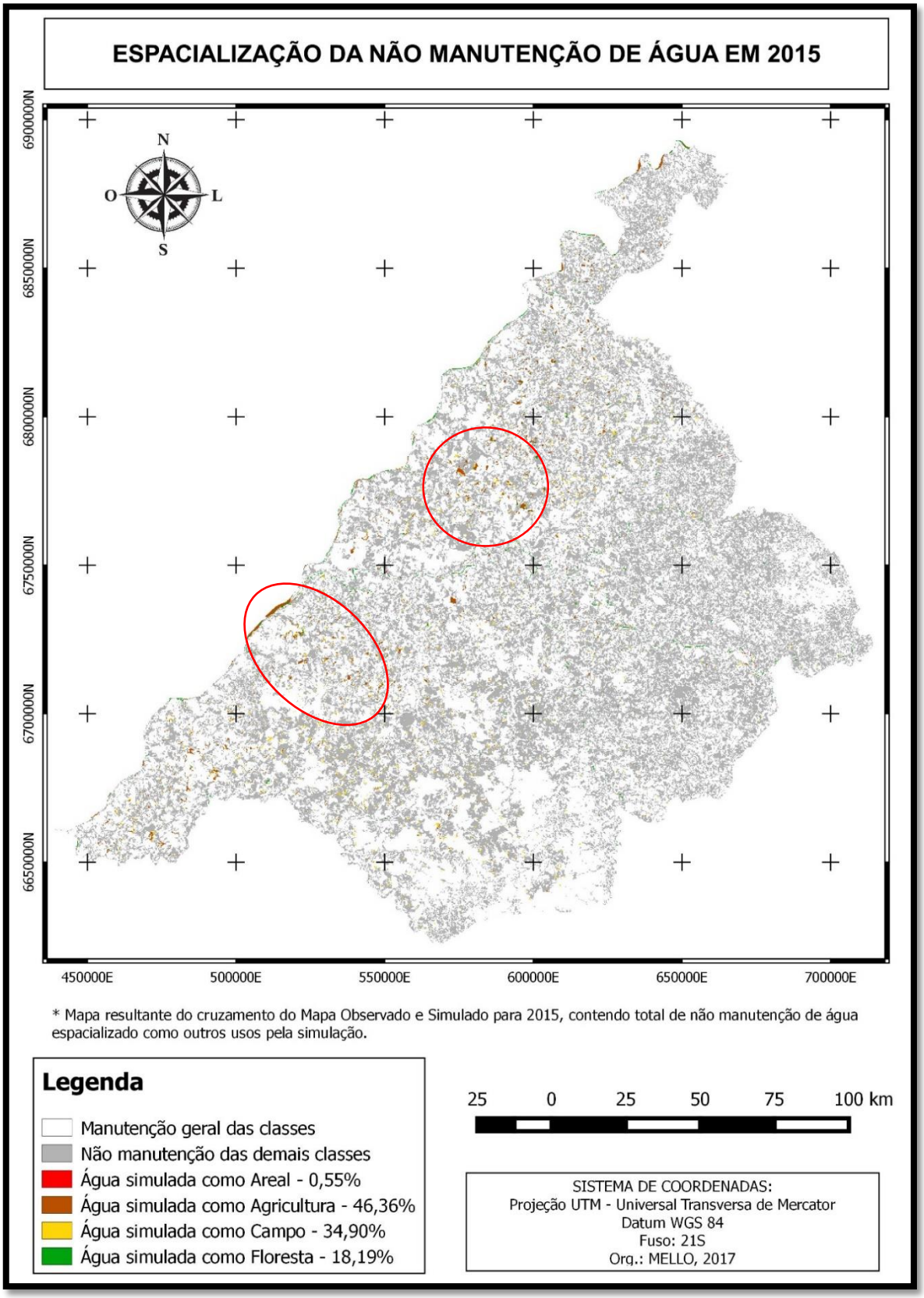

Fonte: A autora.

Figura 37 – Mapa de não manutenção da agricultura em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental



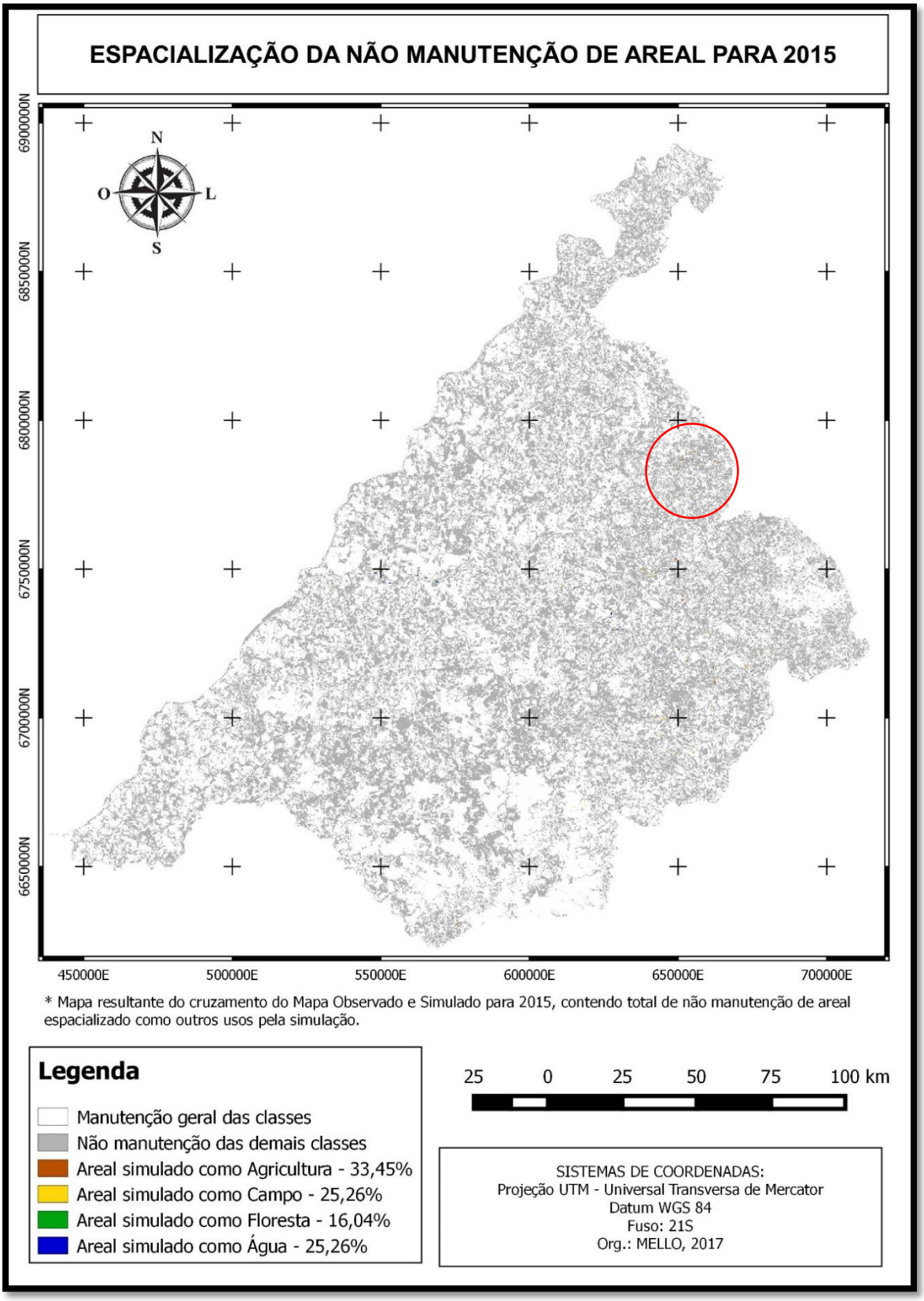

Fonte: A autora.

Figura 38 – Mapa de não manutenção da água em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental




Fonte: A autora.

Figura 39 – Mapa de não manutenção do areal em nível de pixel para a Microrregião da Campanha Ocidental




Fonte: A autora.

### 4.4.3 Espacialização por meio de Similaridade *fuzzy* no Dinamica *EGO*

A verificação do quanto a imagem simulada demonstrou-se similar quando comparada à observada para o ano de 2015 também foi realizada no *software* Dinamica EGO por meio de medidas baseadas em lógica *fuzzy*. Esse método compara medidas de proximidade, considerando janelas móveis com tamanhos que variam de três (3) a onze (11) células ou múltiplas resoluções, determinando padrões de similaridade e não apenas a análise isolada pixel a pixel (SOARES-FILHO et al., 2009).

A literatura contendo trabalhos de modelagem dinâmica evidencia que valores de 0,4 já podem ser representativos de similaridade adequada no que tange a simulação eficiente de cenários futuros. Em trabalho voltado a simulações da dinâmica de uso e cobertura da terra, considerando a função de decaimento constante, obteve-se índices de similaridade *fuzzy* que variaram de 0,44 (janela de 3x3) a 0,84 (janela de 11x11 pixels) (FERRARI, 2008). Benedetti (2010) avaliando a evolução florestal de duas regiões do RS, encontrou respectivamente para janelas de 3x3 e 11x11 valores de 0,69 e 0,76 para a Microrregião Serra do Sudeste e 0,74 e 0,80 para a Microrregião Campanha Meridional, considerando função de decaimento exponencial. Para essa mesma função de decaimento citada, também em estudo de modelagem de uso e cobertura da terra em uma região do RS, abrangeu-se índices de similaridade de 0,61 a 0,68 (janelas 3x3 e 11x11, respectivamente) (FURLAN, 2012).

Em um estudo de simulação de cenários futuros em unidades de paisagem do Bioma Pampa, obteve-se valores entre 0,81 a 0,99 para essas mesmas janelas no decaimento constante e 0,70 a 0,77 no decaimento exponencial (LIPPERT, 2013). Silva (2015) na etapa de validação realizada para calibrar o modelo que gerou as simulações para a Microrregião da Campanha Ocidental obteve índices de 0,54 a 0,66 por decaimento exponencial e 0,62 e 0,92 por decaimento constante para as janelas já mencionadas (SILVA, 2015). Tramontina (2016) validou modelagem dinâmica para a área de influência da usina hidrelétrica Dona Francisca, RS obtendo valores de 0,55 a 0,64 por decaimento exponencial em janelas de 3x3 a 11x11.

Na Tabela 19 descrevem-se os índices de similaridade obtidos para a presente tese. Tais foram gerados por meio da função de decaimento exponencial, cujo estado da célula é influenciado por ela mesma e em menor intensidade por sua vizinhança, e pela função de decaimento constante. Segundo Caixeta (2014) essa última função

tende a ser menos rigorosa haja visto considerar equivalente a ocorrência de células similares tanto na posição central quanto no limite da janela amostrada.

Tabela 19 – Índices de similaridade *fuzzy* calculados por meio das funções de decaimento constante e decaimento exponencial para distintos tamanhos de janela

| **Índice de similaridade *fuzzy*** | | |
|---|---|---|
| Janelas (Pixels) | Função de Decaimento | |
| | Constante | Exponencial |
| 1x1 | 0,5615 | 0,5615 |
| 3 x 3 | 0,9302 | 0,8165 |
| 5 x 5 | 0,9857 | 0,8427 |
| 7 x 7 | 0,9966 | 0,8462 |
| 9 x 9 | 0,9991 | 0,8468 |
| 11 x 11 | 0,9998 | 0,8469 |

Fonte: A autora.

Considerando que os índices variam de zero (0) a um (1) e que quanto mais próximos de 1 maior é a similaridade entre dados observados e simulados, obteve-se valores para decaimento constante na faixa que variou de 0,930 a 0,999 e para decaimento exponencial de 0,816 a 0,846. Analisando somente esses últimos índices por serem mais rigorosos, percebe-se que os resultados obtidos foram elevados, expressando alta similaridade entre os mapas comparados.

Conforme se observou a similaridade baseada em lógica *fuzzy* tem sido a forma indicada para avaliar o quanto um mapa simulado apresentou semelhanças em relação ao mapa observado, constituindo-se, portanto, a base para validar modelos e gerar simulações. A plataforma do Dinamica EGO foi aprimorada no sentido de extrair a similaridade inercial oriunda de comparações diretas entre dados simulados e observados presente nas comparações pixel a pixel. Segundo alguns autores, desse tipo de análise resultaria uma superestimação de índices de ajustes, com a contabilização de áreas que não sofreram alteração geral (ALMEIDA et. al., 2008; MACEDO et.al., 2013). Desse modo, a comparação realizada pelo Dinâmica EGO passou a apresentar uma modificação no método de similaridade *two way* por meio da geração de mapas diferença. A partir desses ocorre a desconsideração de áreas de não mudança (manutenção) reduzindo superestimativas dos montantes encontrados para a similaridade.

Alguns autores aconselham o uso do menor valor de similaridade para se evitar superestimativas advinda de mapas randômicos (SOARES-FILHO et al., 2010). Seguindo essa lógica e considerando o menor valor obtido nesse estudo como sendo 0,8165 para janela de 3x3 em decaimento exponencial, comprovou-se que tal demonstrou-se elevado especialmente em relação aos estudos referidos anteriormente que buscaram validação de suas modelagens. Tal fato indica que o mapa gerado para 2015 pela simulação realizada no passado demonstrou uma elevada similaridade em relação ao mapa real para 2015. A justificativa para uso de índices de concordância por múltiplas resoluções se deve a impossibilidade de se reproduzir situações pretéritas com exatidão espacial diante da aleatoriedade de processos de conversão das paisagens (FERRARI, 2008).

O Dinamica EGO gera mapas de acordo com janelas de resolução que variam desde 1x1 até 11x11. A Figura 40 apresenta a similaridade gerada por decaimento exponencial em janelas de 3x3, onde a cor preta no interior do mapa se refere as áreas de acertos entre o mapa simulado e o mapa observado, ou seja, áreas onde as classes de uso e cobertura da terra coincidiram totalmente. O uso de mapas diferenças permite que essas áreas que não sofreram mudanças não influenciem o resultado já que são desconsideradas para o cálculo de similaridade, permitindo uma comparação somente nos locais onde o modelo deve realmente focar: pixels com mudanças. Se as áreas que não sofreram mudanças fossem consideradas para geração dos índices globais de similaridade acarretariam uma superestimativa quanto a validação por levar em conta uma considerável parcela que não sofreu alteração. E tal questão seria prejudicial já que não significa que o modelo teve acertos elevados.

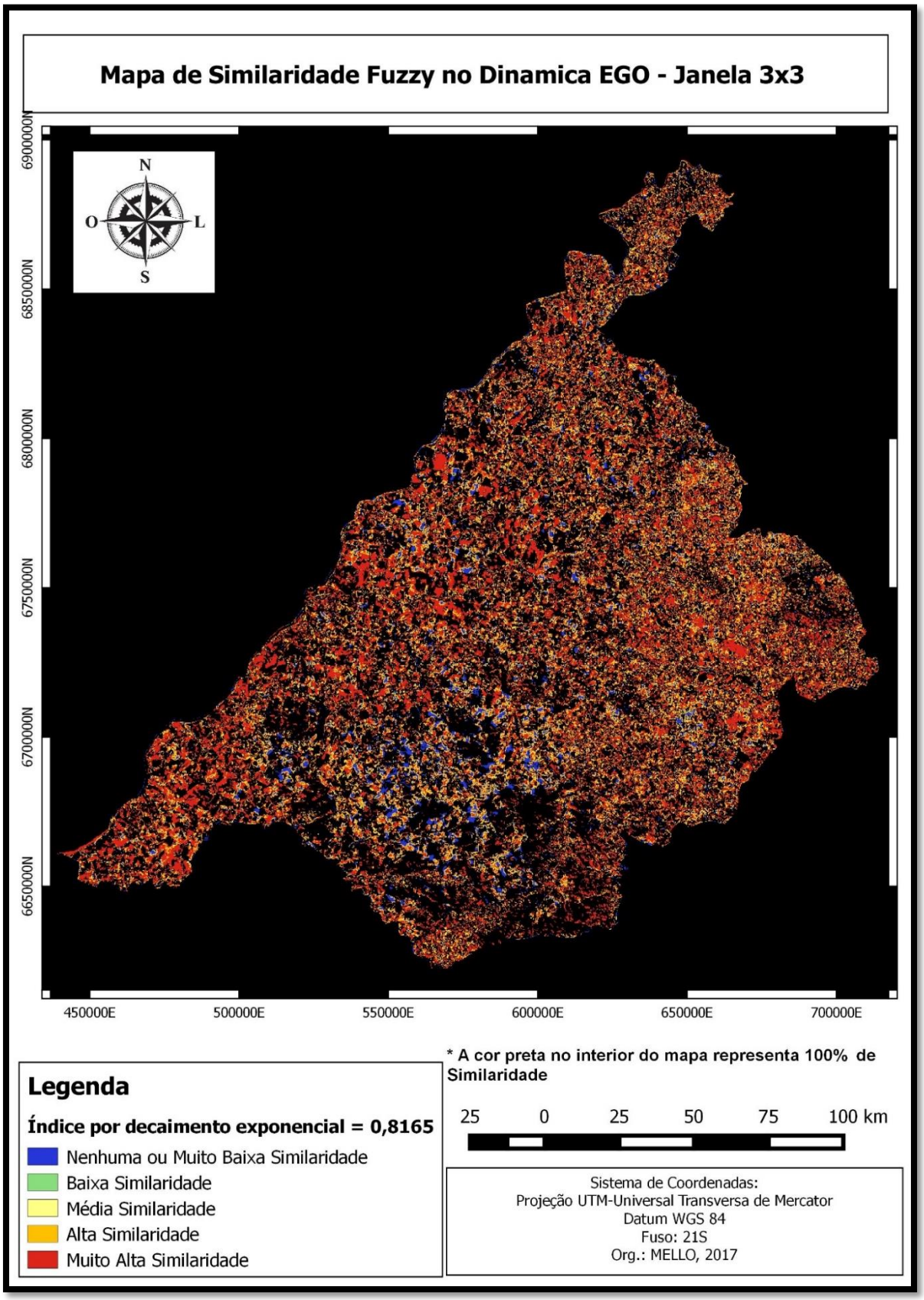
Sendo assim, os mapas diferença permitem o cálculo dos erros do modelo, tanto os de omissão, por terem apresentado menos mudanças do que deveriam, e os de comissão, por apresentar mais mudanças do que existiu em relação à realidade. As demais cores expostas no referido mapa expõem limiares entre o zero e o um, em que zero representa áreas em que as células são completamente diferentes e um células completamente idênticas. As janelas de 3x3 permitem que a vizinhança a uma dada célula central seja analisada conjuntamente, impedindo assim que uma mudança muito próxima de um local em que uma alteração era esperada seja considerada um erro.

A estratificação exposta na legenda da Figura 40 permitiu delimitar, segundo a palheta de cores usada para visualização, os locais em que a similaridade foi mais

alta, bem como locais em que ela ocorreu, porém, em menor intensidade. Assim, tons avermelhados e alaranjados demonstram áreas em que houve muito alta ou alta similaridade entre os dados simulados e observados. Enquanto que tons verdes e azuis evidenciam locais em que a similaridade foi baixa, muito baixa ou inexistente. A análise visual do mapa 3x3 evidenciou a predominância da cor vermelha e tonalidades próximas a esse bem distribuídas por toda extensão do mapa, com predominância dessas na porção norte, estendendo-se numa faixa em direção a oeste na área de estudo. Por outro lado, tons mais azulados localizaram-se mais na porção centro-sul do mapa, evidenciando existir nesses locais maior incompatibilidade entre as classes de usos e cobertura da terra amostradas na realidade e aquelas projetadas pela simulação. Ou seja, as células adjacentes à célula central em análise não apresentaram semelhança que permitisse detectar similaridade.

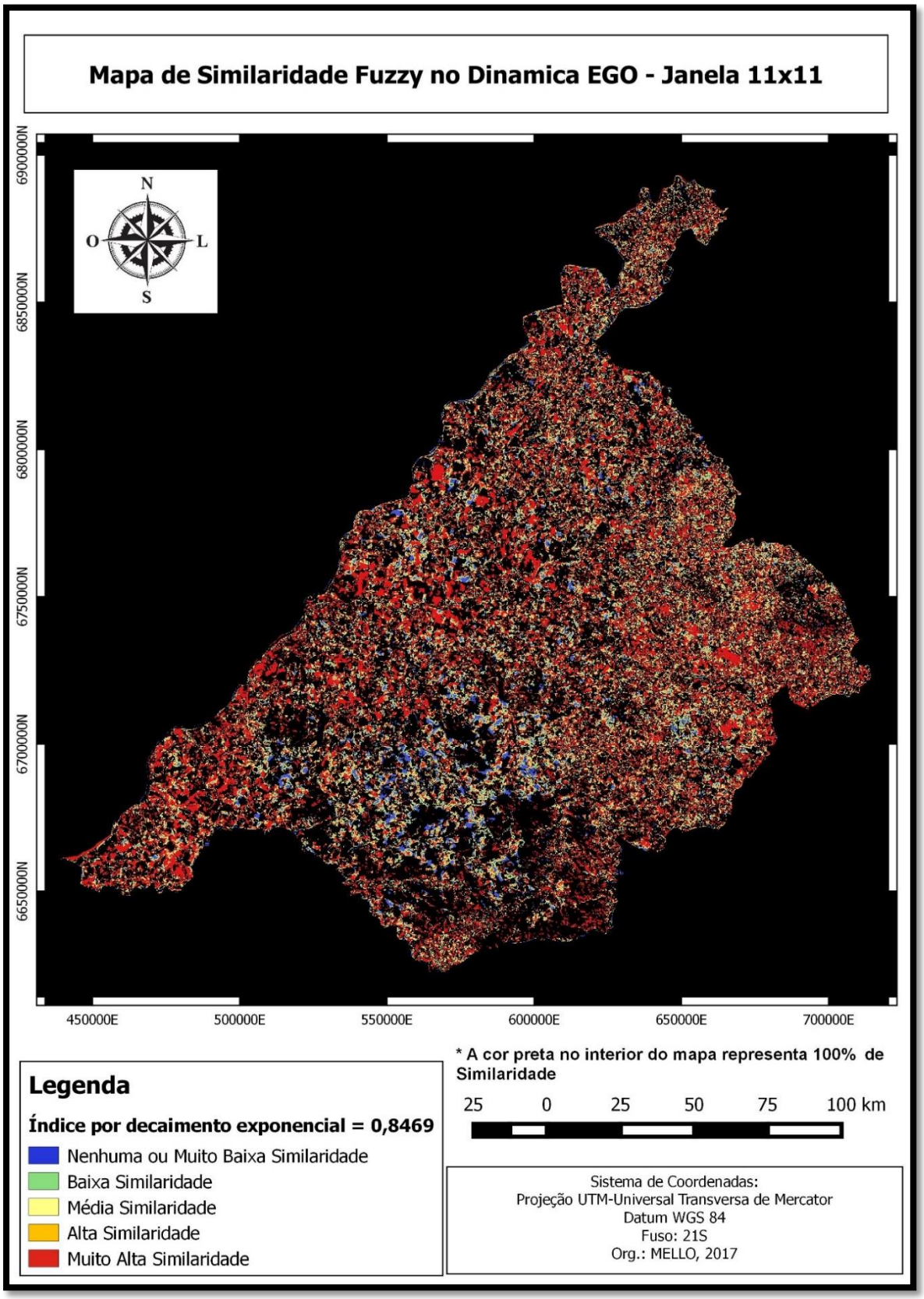
A Figura 41 para a janela de resolução 11x11 apresenta o mesmo padrão do mapa 3x3, ou seja, com tons avermelhados e laranjas bem distribuídos por toda extensão de sua área. Não obstante isso, percebem-se nuances distintos em relação ao mapa anterior haja visto evidenciar-se mais efetivamente tons amarelados no mapa 11x11, ou seja, maior tendência de áreas com similaridade média. Novamente, as áreas com as menores similaridades foram percebidas principalmente na porção centro-sul da área de estudo.

Figura 40 – Mapa para análise visual de níveis de similaridade em resolução 3x3




Fonte: A autora.

Figura 41 – Mapa para análise visual de níveis de similaridade em resolução 11x11




Fonte: A autora.

Na etapa de validação é importante uma acurada comparação visual a fim de averiguar se aquele cenário simulado representa o cenário atual real e assim, possa gerar prospecções futuras (ROSSETI, 2011). Na presente análise, essa visualização também foi praticada após as comparações automatizadas, visando agregar mais informações aos dados levantados. Nesse sentido, realizou-se o cruzamento entre o mapa gerado pelo LEGAL, espacialização pixel a pixel, e o mapa de similaridade por decaimento exponencial 1x1 gerado pelo Dinamica EGO[2], visando a comparação dos resultados gerados por ambos.

Desse cruzamento percebeu-se, visualmente, que a maior parte das classes de uso e cobertura da terra que se mantiveram quando comparados dados observados e simulados no mapa gerado por LEGAL, equipararam-se a níveis de maior ou total similaridade no mapa do Dinamica EGO (Figura 42). Como exemplo, pode-se citar a cor amarela expressa na legenda da figura evidenciando áreas de total similaridade para campo nativo nos dois mapas citados, principalmente percebidas na porção sul do mapa. A cor verde localizada na região leste expressou 100% de similaridade da classe floresta entre os mapas, enquanto que a classe de agricultura, exposta pela cor marrom esteve associada a total similaridade entre os mapas, ou ainda, a alta similaridade a julgar pela cor vermelha expressa no mapa do cruzamento.

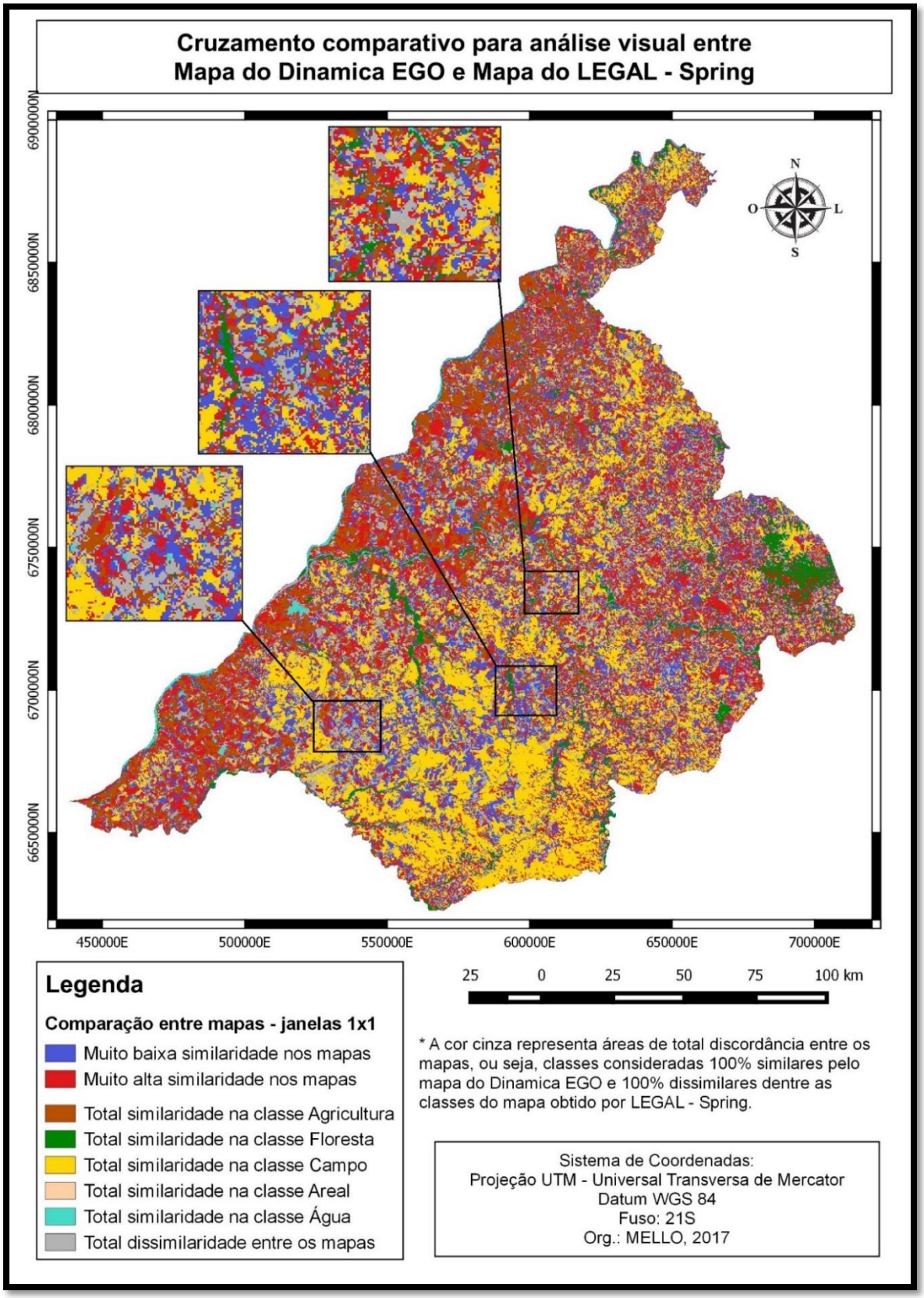
As áreas em azul escuro evidenciam locais em que a similaridade foi baixa ou inexistente no mapa do Dinamica EGO, ao mesmo tempo em que estiveram associadas a índices de não manutenção (dissimilaridade) pelo mapa do LEGAL. Sendo assim, os dois expressaram correspondência entre os resultados.

A cor cinza expressa no referido mapa (destacadas pelo zoom) demonstrou a existência de discordâncias entre as informações geradas pelos dois mapas. Algumas áreas delimitadas como de total similaridade pelo mapa do Dinamica EGO em decorrência do cruzamento entre dados simulados e observados, foram consideradas de total dissimilaridade pelo mapa do LEGAL. Apesar dessas estarem visualmente distribuídas ao longo do mapa, percebeu-se que se estabeleceram em pequenas proporções, não comprometendo os resultados gerais. A figura 43 explicita pontos divergentes descritos anteriormente, em que áreas destacadas como de total similaridade pelo mapa de similaridade *fuzzy* (A) foram as mesmas consideradas como de total dissimilaridade pelo mapa gerado por Legal (B).

---

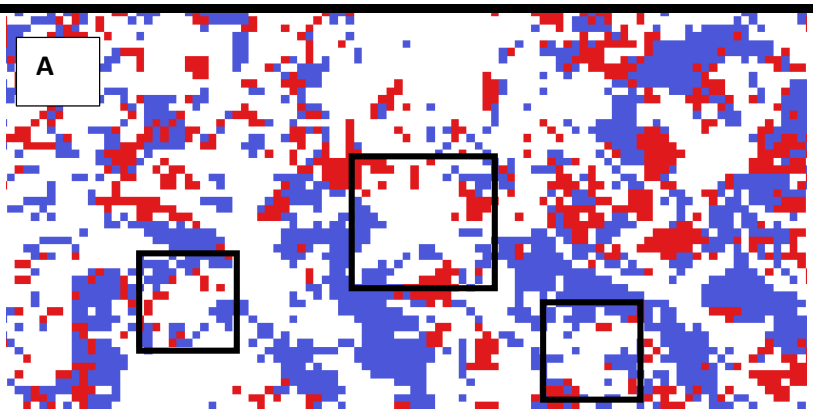
[2] A janela 1x1, também gerada pelo software Dinamica EGO, corresponde a análise em nível de pixel e serviu apenas para cruzamento com o mapa em nível de pixel resultante de LEGAL/Spring.

Figura 42 – Mapa do cruzamento entre espacialização gerada por LEGAL – Spring e espacialização da similaridade do Dinamica EGO

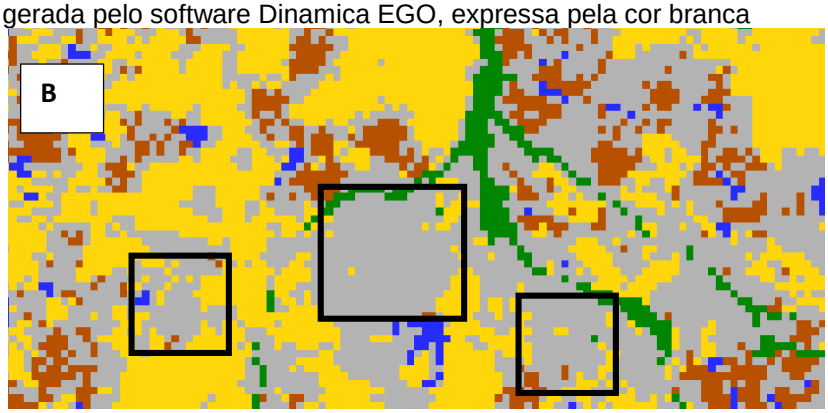



Fonte: A autora.

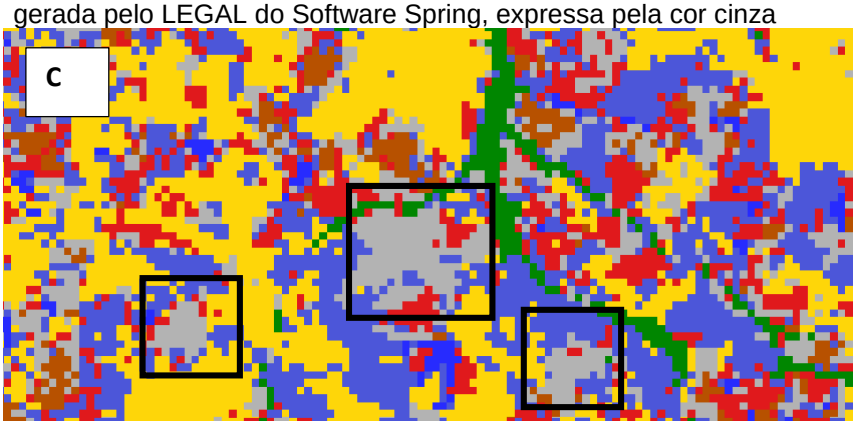
Figura 43 – Recorte comparativo de região da área de estudo para análise visual de discordância entre mapa do LEGAL e mapa do Dinamica EGO




A- Recorte contendo área (em destaque) com presença de total similaridade gerada pelo software Dinamica EGO, expressa pela cor branca




B- Recorte contendo área (em destaque) com presença de total dissimilaridade gerada pelo LEGAL do Software Spring, expressa pela cor cinza




C- Recorte da área após cruzamento dos mapas comprovando dissemelhança entre informações geradas

Fonte: A autora.

Provavelmente isso tenha ocorrido em razão da lógica *fuzzy* subestimar tal informação já que os pixels vizinhos influenciam a similaridade. Ao encontro desse resultado, um estudo comparando mapas de paisagem simulada e real verificou a não

confirmação visual acerca de similaridade mesmo diante de altos índices de similaridade *fuzzy* obtidos (GRIGIO, 2008).

No entanto, a conjuntura geral advinda da análise visual do cruzamento dentre esses dois mapas permitiu observar que a maioria das áreas coincidiram quanto a espacialização das informações. Ou seja, áreas de manutenção em nível de pixel oriundas da análise em LEGAL foram consideradas como de total similaridade ou de alta similaridade pelo mapa de similaridade gerado pelo Dinamica EGO na maior parte da área de estudo.

Obviamente que a maior ou menor aproximação dos resultados simulados com os reais está relacionada à seleção das variáveis que influenciam as mudanças ao longo dos tempos. A inclusão de aspectos explicativos como os demográficos e socioeconômicos aumenta a capacidade de predição da modelagem, determinando seu sucesso ou não, haja visto que a relação desses com a variável dependente define as células com maior ou menor probabilidade de transições (XIMENES et al., 2008; DIAS, 2011). As variáveis que determinaram a expansão da cobertura florestal na simulação para 2015 foram a distância ao areal, renda percapita e hipsometria e para sua retração a densidade da população rural e distância ao areal. Já para os areais, as variáveis determinantes para a expansão foi a presença de areal e para sua redução a hipsometria e renda percapita (SILVA, 2015). Nesse sentido, o autor reforça que os resultados obtidos dessa projeção somente podem ser confirmados se as condições consideradas durante a modelagem forem mantidas durante os períodos futuros para a Microrregião da Campanha Ocidental.

Os modelos espaciais de simulação ainda estão no horizonte do desenvolvimento, sendo uma área da ciência ainda incipiente com um longo caminho até tornar-se mais realístico (GODARD e LEGAY, 2000; SOARES-FILHO et al., 2007). Um estudo comparativo entre dois modeladores, Dinamica EGO e LCM (*Land Change Modeler*) para validação de cenário, evidenciou que a simulação de mudanças de uso da terra com base em taxas de desmatamento da Amazonia resultou em subestimativas para essas quando comparadas com a quantidade de mudanças reais. No mesmo estudo, os resultados avaliados pelo índice Kappa demonstraram que o modelo LCM obteve duas vezes mais acertos que o modelo do Dinamica, sendo que os erros de ambos ocorreram devido estimativa incorreta da quantidade de mudanças. Quando a taxa de mudança foi atualizada para a taxa real do período, observou-se que a alocação espacial permaneceu com índices relativamente baixos de 0,505 para

o modelo LCM e 0,315 para o modelo do Dinamica (LIMA et al., 2013). Essa capacidade mediana de predição do futuro se deu em razão da alocação espacial ter considerado a manutenção de padrões do passado. Diante disso, apesar de ressaltar as inúmeras possibilidades de configurações possíveis para o Dinamica, assevera-se, contudo, que essas podem tanto distanciar quanto aproximar do padrão real. Isso porque existe dependência de ajustes nos parâmetros praticados pelo modelador. Esse ajuste tanto pode tornar a simulação verossímil quanto pode reduzir a capacidade de previsão diante de uma calibração excessiva. No caso do Dinamica, esse processo laborioso devido a quantidade de parâmetros a ser regulados, ocorre no momento da definição dos pesos de evidência para os mapas potenciais de transição (LIMA et al., 2013).

Outra questão relevante quando se pretende analisar os índices de similaridade diz respeito ao fato de não existir uma referência para aceitar ou rejeitar um modelo (SOARES-FILHO, 2015). Apesar de existir distintas técnicas de comparação entre mapas, não se encontra na literatura um parâmetro bem definido e legitimado que defina limiares para valores de similaridade passíveis de validar ou não uma modelagem. Um dado trabalho argumentando acerca do caráter falível das predições ambientais, considerou que se o modelo de simulação obtiver algo acima de 75% de ajuste, poderá ser considerado razoável para validar o caso específico (SOARES-FILHO et al., 2007). Essa falta de consenso levou Novaes (2011) a sugerir que valores próximos a 0,4 indicam um bom nível de similaridade entre cenário simulado e real, enquanto que Rosseti (2011) considerou o índice de 0,5 insuficiente para tal. Esse último foi observado quando analisando a dinâmica de solo urbano, para três períodos distintos (16, 7 e 11 anos), considerou-se o índice de 0,5 obtido para o primeiro período como pouco consistente para validação quando comparado a valores obtidos nos demais períodos (ROSSETI, 2011).

Desse modo, diferentemente do que ocorre para o índice Kappa, que é estratificado de acordo com limiares que variam de péssimo à excelente (com valores intermediários) para qualificar uma classificação, a não existência desse tipo de delimitação para o índice de similaridade *fuzzy* do Dinamica EGO pode comprometer a qualidade de modelagens produzidas. Esse é um forte motivo para que as modelagens realizadas no passado cujos anos simulados já se encontram passíveis de comparação com dados reais, tenham suas projeções testadas para validação ou rejeição.

Segundo Godard e Legay (2000) não existe unanimidade em relação à capacidade de generalização e abstração de um modelo espacial, necessitando-se de avaliação criteriosa atrelada às especificidades de cada tipo de modelo. Segundo esses autores, deve-se levar em conta que as modelagens não se propõem a reproduzir fielmente cenários futuros, especialmente diante de paisagens que são reconhecidamente passíveis de conversões. Conforme destaca Lima et al. (2018) apesar de serem extensas as pesquisas sobre o tema, ainda existem lacunas significativas principalmente na modelagem da natureza dos fatores que impulsionam mudanças nos biomas do Brasil. Por essa razão, sabendo-se que o intuito das modelagens é prospectar cenários futuros aproximados, considera-se plenamente aceitável a geração de índices que levem em conta mudanças alocadas na circunvizinhança de células centrais.

Diante de todo o exposto, acredita-se que uma forma de se conceder mais credibilidade para as simulações futuras é fazê-las passar por uma avaliação assim que dados observados desconhecidos estejam disponíveis. Assim, determinar-se-á se as variáveis utilizadas no modelo conseguiram prever cenários de modo eficaz. Caso se obtenha índices aceitáveis de similaridade validando-se a simulação, pode-se utilizar os resultados quantitativos e espaciais para gerenciamento da região para o qual a simulação foi gerada. No mesmo sentido, pode-se reutilizar o mesmo conjunto de variáveis estáticas, porém com conjunto de variáveis dinâmicas atualizadas e novamente rodar a modelagem com vistas a gerar prospecções futuras com lapso temporal mais extenso. Se a simulação não for validada, poderão ser averiguados os motivos que acarretaram, incorporando-se variáveis exógenas com potencial de interferirem nos padrões das paisagens atuais.

# 5 CONCLUSÃO

Partindo-se dos objetivos propostos pela presente Tese, que visaram avaliar a eficácia de uma simulação de cenário futuro para a paisagem da Microrregião da Campanha Ocidental e, diante dos resultados gerados, conclui-se que:

a) O levantamento fotográfico da área serviu para reconhecer *in loco* as características fitofisionômicas da área bem como as atividades produtivas desenvolvidas. A determinação dos padrões predominantes comprovou os distintos usos da terra mantidos na Microrregião da Campanha Ocidental. E assim, serviu para esclarecer tipos fisionômicos dúbios percebidos durante a classificação da imagem de satélite, especialmente para discernir diferentes tipos de campo nativo presentes na região.

b) A classificação baseando-se na imagem de satélite para o ano de 2015 conseguiu quantificar de modo confiável os tipos de usos e cobertura terrestre delimitados para a área de estudo. Índices Kappa gerados, seja por meio de verdade terrestre, seja de modo automatizado pelo software Spring, demonstraram uma acurácia que variou de boa à excelente, refletindo considerável precisão.

c) A comparação quantitativa entre os dados observados e simulados para o ano de 2015 demonstrou que a simulação superestimou áreas ocupadas por florestas, campo nativo e areal enquanto que subestimou áreas de agricultura e água. A classe areal teve sua área praticamente triplicada pela simulação, provavelmente devido a delimitação de regiões arenosas utilizadas para plantios como areais durante a etapa de classificação que originou a simulação.

d) A espacialização e quantificação resultantes do cruzamento dos planos de informação observado e simulado demonstrou que houve correspondência de localização em nível de pixel em 60% da área total. Individualmente, as classes de floresta, campo nativo e agricultura obtiveram mais de 50% de suas áreas espacializadas nos mesmos pixels quando comparados os mapas observado e simulado para 2015. Dessas, a classe que mais obteve alocação correta dentre os mapas foi campo nativo (mais de 68%) enquanto que as classes de areal e água alocaram corretamente cerca de 49% de suas áreas.

e) Os índices gerados por similaridade *fuzzy* por meio de janelas de resoluções de 3x3 a 11x11, por decaimento exponencial, obtiveram índices que variaram

de 0,816 a 0,846, demonstrando alta similaridade entre os mapas observado e simulado para 2015. Tais índices foram os mais altos até então encontrados em estudos utilizando índices *fuzzy* resultantes de simulações do Dinamica EGO.

Diante das assertivas referidas, e especialmente levando-se em consideração os índices *fuzzy* mencionados, conclui-se pela aceitação da hipótese H0, qual seja, a de validação da modelagem dinâmica gerada no passado para simular cenários futuros para a Microrregião da Campanha Ocidental. Isso significa que as variáveis estáticas e parâmetros utilizadas na modelagem realizada por meio do Dinamica EGO foram suficientes para explicar o comportamento futuro dos padrões da paisagem. Nesse sentido, essa validação é de extrema importância na medida em que fornece uma maior confiabilidade às modelagens que vem sendo geradas pelo Dinamica EGO, especialmente por demonstrar sua eficácia em simular fisionomias campestres, ou seja, diferentemente das áreas estritamente florestais para os quais o *software* foi projetado.

Enfatiza-se que as simulações, por vezes, podem superestimar algumas áreas em detrimento de outras. Sendo assim, as validações devem ser adequadas ao objetivo do estudo, sendo que análises em nível de pixel, mais rígidas portanto, são recomendadas para situações em que a localização exata dos hábitats seja importante, por exemplo, para áreas menos expressivas e/ou zonas endêmicas. No entanto, quando se pretende determinar a abrangência de determinados usos no futuro, recomenda-se uso de janelas de múltiplas resoluções ou concordância flexível. No caso da presente simulação validada, assume-se que áreas de areais foram comprometidas na comparação devido a diferenças consideráveis nas quantificações dos dados observados e simulados. Porém, como o foco foi determinar a abrangência das classes de modo geral e não especificamente areais, os índices de similaridade foram adequados.

Diante do exposto, se houver interesse dos gestores e tomadores de decisão, os resultados da modelagem dinâmica gerada poderão contribuir com proposição de políticas públicas para a região. Espera-se que seja reconhecida a necessidade de conservação dessas paisagens nativas, representadas especialmente pelas áreas de Unidades de Conservação e fisionomias campestres que se estendem por toda área de estudo. Essa necessidade se evidencia frente a simulação validada na presente tese que prospecta cenários até 2026 (SILVA, 2015) e prevê a gradativa retração de

campo nativo devido sua conversão em prol da agricultura. Portanto, oferece-se uma possibilidade de alteração dessa indubitável realidade se uma gestão adequada nos municípios que compõem a região de estudo for posta em prática. Essa gestão deve prezar pela manutenção da pecuária ou afins em áreas de campo nativo e manutenção da agricultura em áreas preexistentes. Tal medida poderá continuar viabilizando as altas taxas de produtividade da região frente ao cenário econômico nacional, ao mesmo tempo em que conserva remanescentes campestres e florestais presentes na Microrregião da Campanha Ocidental.

Em suma, diante da grande quantidade de simulações que vem sendo confeccionadas nas mais distintas áreas, não se pode deixar de concluir que as validações de cenários simulados são de extrema importância para se auferir maior credibilidade aos resultados gerados. Aconselha-se, portanto, que os primeiros anos para os quais as simulações foram geradas passem por avaliação por meio de comparação com dados reais, assim que esses estiverem disponíveis. Desse modo, ter-se-á mais clareza quanto à eficácia das variáveis utilizadas para explicar os padrões futuros. Isso se faz relevante especialmente diante da subjetividade inerente ao modelador e das características de cada paisagem, sendo que a geração de índices de similaridade corrobora a eficácia ou não da simulação. Ou seja, fornece a credibilidade necessária para que simulações futuras possam servir de base para geração de políticas que projetem o desenvolvimento econômico e ambientalmente sustentável das regiões a longo prazo.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGARWAL, C.; GLEN, M.; GROVE, J.; EVANS, T.; SCHWEIK, C. **A review and assessment of land-use change models**: dynamics of space, time, and human choice. 2002. Disponível em: < http://www.nrs.fs.fed.us/pubs/gtr/gtr_ne297.pdf>. Acesso em: 10 dez. 2015.

ALMEIDA, C.; CAMARA, G.; MONTEIRO, A.; SOARES-FILHO, B.; CERQUEIRA, G. Modelos celulares de dinâmicas espaço-temporais: aplicações em estudos urbanísticos. *In:* MEIRELLES, M.; CAMARA, G.; ALMEIDA, C. **Geomática:** modelos de aplicações ambientais. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2007.

ALMEIDA, C.; GLERIANI, J.; CASTEJON, E. F.; SOARES-FILHO, B. Using neural networks and cellular automata for modeling intra-urban land use dynamics. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 22, n. 9, 2008. p. 943-963. Disponível em: < http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/13658810701731168>. Acesso em: 15 dez. 2015. DOI: 10.1080 / 13658810701731168.

ANDRADES FILHO, C.; SUERTEGARAY, D.; GUASSELLI, L. **Arenização no Sudoeste do Rio Grande do Sul:** investigação sobre a relação entre areais, drenagem e orientação do relevo. *In*: VI Simpósio Nacional de Geomorfologia/Regional Conference on Geomorphology, Brasil, Goiania/GO, 2006.

ANTUNES, M.; SIQUEIRA, J. Características das imagens *RapidEye* para mapeamento e monitoramento agrícola e ambiental. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16, 2013, Foz do Iguaçu, PR. **Anais...** Foz do Iguaçu, 2013. p. 547-554.

BACA, J.; NETTO, A.; MENEZES, P. Modelagem da dinâmica da paisagem com Processos de Markov. *In*: MEIRELLES, M. CAMARA, G. ALMEIDA, C. (Org.) **Geomática:** Modelos e Aplicações Ambientais. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2007. p. 447-496.

BALZTER, H. Markov chain models for vegetation dynamics. **Ecological Modelling**, v.126, p.139-154, 2000.

BARBOSA, C. **Álgebra de mapas e suas aplicações em sensoriamento remoto e geoprocessamento**. 1997. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). São José dos Campos: INPE, SP, 1997.

BARBOSA, C. CORDEIRO, J. **Manual de referência – LEGAL**. São José dos Campos: INPE, 2001. 21 p.

BENEDETTI, A. **Modelagem dinâmica para simulação de mudanças na cobertura florestal das Serras do Sudeste e Campanha Meridional do Rio Grande do Sul**. 2010, 166 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal de Santa Maria, RS. 2010.

BERRY, J. Catographic Modeling: The Analytical Capabilities of GIS. *In*: Goodchild, M. Parks, B., Steyaert, L. **Environmental Modeling with GIS**. Oxford University Press, 1993, pp. 58-74.

BOLDRINI, I. A flora dos campos do Rio Grande do Sul. In: PILLAR, V. de.P; MÜLLER, S. C.; CASTILHOS, Z. M. de S.; JACQUES, A. V. A. (Ed.). **Campos Sulinos:** conservação e uso sustentável da biodiversidade. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2009. cap. 4, p. 63-77. Disponível em: <http://www.bibliotecaflorestal.ufv.br/handle/123456789/5128>. Acesso em: 02 maio 2016.

BONHAM-CARTER, G. **Geographic information systems for geoscientists**: modelling with GIS. Ontario: Pergamon, 1994.398 p.

BRASIL. Lei nº 12.651, DE 25 DE MAIOR DE 2012. **Dispõe sobre a proteção da vegetação nativa**. Brasília, DF, mai 2012. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12651.htm. Acesso em 20 de nov 2017.

BURKART, A. Evolution of grasses and grasslands in South America. **Taxon**, v. 24.n.1, p. 53-66, 1975.

BURROUGH, P. Development of intelligent geographical information system. In: **International Journal of Geographical Information Systems**. v. 1, 1992, p. 1-11.

BURROUGH, P.; MCDONNELL, R. **Principles of Geographic Information Systems**. Oxford: Oxford University, 1998.

CAIXETA, P. **Modelagem espacial da dinâmica da mancha urbana de Viçosa-MG**. 2014, 92f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil). Universidade Federal de Viçosa. Viçosa-Minas gerais, 2014

CLIMATEMPO. **O legado do El Nino 2015.** Disponível em: https://www.climatempo.com.br/noticia/2016/09/22/o-legado-do-el-nino-2015-0199. Acesso em 02 de jan de 2016.

CONGALTON, R. GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data:** principles and practices. New York: Lewis Publishers, 1999, 136 p.

CONSERVA, P. **Projeto conservação da biodiversidade como fator de contribuição ao desenvolvimento do estado do Rio Grande do Sul**. Diagnóstico das áreas prioritárias. Secretaria do Estado do Rio Grande do Sul. 2005. 90 p.

CONSTANZA, R. Model goodness of fit: a multiple resolution procedure. **Ecological Modelling**, v. 47, n.1, p. 199–215, 1989.

COSTA, E.; ANTUNES, M.; DEBIASI, P.; ANJOS, L. Processamento de imagens RapidEye no mapeamento de uso do solo em ambiente de Mar de Morros. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.51, n.9, p.1417-1427, 2016

CRAWSHAW, D.; AGNOL, M.; CORDEIRO, J.; HASENACK, H. Caracterização dos campos sul-rio-grandenses: uma perspectiva da ecologia da paisagem. **Boletim Gaúcho de Geografia,** Porto Alegre, n. 33, p. 233 – 252, 2007.

DATAONE. **ERDAS Imagine**. Disponível em: https://www.dataone.org/software-tools/erdas-imagine. Acesso em 23 de dez de 2017.

DELGADO, S. A distribuição de probabilidade dos retornos das ações no Brasil: uma abordagem não-paramétrica. **Revista de Econometria**, Rio de Janeiro, v. 15, n. 1, 1995.

DIAS, L. **Modelagem dinâmica espacial do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do Lago Paranoá** – DF: 1998-2020*.* 2011. Dissertação (Instituto de Geociências) - Universidade de Brasília. Brasília-DF, 2011.

DIGITAL RESEARCH TOOLS. **Erdas Imagine.** Disponível em: https://dirtdirectory.org/es/resources/erdas-imagine. Acesso em 23 de dez de 2017.

DINAMICA EGO. **What is Dinamica EGO?** Disponível em: http://csr.ufmg.br/dinamica. Acesso em fev de 2018.

ENVI. **Guia do ENVI em Português.** 2000. Disponível em:< https://www.passeidireto.com/arquivo/1579305/guia-envi. Acesso em 27 de nov. de 2017

FEE. FUNDAÇÃO DE ECONOMIA E ESTATÍSTICA. **Agricultura – culturas temporárias: arroz.** Porto Alegre: FEE DADOS, 2015. Disponível em:<http://www.fee.rs.gov.br/feedados/>. Acesso em: 27 de dez 2017.

FERRARI, R. **Modelagem de Uso e Cobertura da terra da Quarta Colônia, RS**. 2008, 127 f. Dissertação (Mestrado em Geomática) – Universidade Federal de Santa Maria, RS. 2008.

FERREIRA, E.; DANTAS, A.; MORAIS, A. Exatidão na classificação de fragmentos de matas em imagem do satélite Cbers-CCD, no município de Lavras, MG. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO,13, 2007, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis, 2007. p. 887-894.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto.** 30p. 2005

FIGUEIREDO, G.; VIEIRA, C. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13, 2007, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis, 2007. p. 5755-5762.

FITZ, P. Geoprocessamento sem complicação. São Paulo: Oficina de Textos, 2008.

FONSECA, L. **Processamento digital de imagens**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2000.105 p.

FREITAS, M. SANTOS, J. **Esboço de modelagem da dinâmica da paisagem no Município de Lages-SC.** *In:* SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15, 2011, Curitiba/PR. **Anais...**Curitiba/PR, 2011. p.6742-6749.

FURLAN, M. C. **Modelagem dinâmica de uso e cobertura da microbacia do Arrio Grande – RS**. 2012, 126 f. Dissertação (Mestrado em Geomática) – Universidade Federal de Santa Maria, RS. 2012.

GARCIA, M. BRONDO, J.A. PÉREZ, M. **Satélites para detecção remota aplicada à gestão territorial.** Dirección General de Agricultura y Desarrollo Rural. Consejería de Agricultura, Ganadería, Pesca y Aguas del Gobierno de Canarias. Manuel Arbelo Pérez. Grupo de Observación de la Tierra y la Atmósfera. Universidad de La Laguna, 2012.

GLOBO. **Em 24 h, chove no RS quase todo o volume esperado para o mês.** Disponível em: http://g1.globo.com/rs/rio-grande-do-sul/noticia/2015/07/chuva-das-ultimas-24h-fica-perto-da-media-do-mes-em-cidades-do-rs.html. Acesso em 02 de jan de 2018.

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

GRIGIO, A. **Evolução da paisagem do baixo curso do rio Piranhas-Assú (1988-2024)**: uso de autômatos celulares em modelo dinâmico espacial para simulação de cenários futuros. Tese (Centro de Ciências Exatas e da Terra) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN. 2008.

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

HALL, F.; STREBEL, D.; SELLERS, P. Linkage knowledge among spatial and temporal scales: vegetation, atmosphere, climate and remote sensing. **Landscape Ecology**, v.2, p.3-22, 1988.

HARVEY, D. Modelos da evolução dos padrões espaciais na geografia humana. *In:* CHORLEY, R; HAGGETT, P. **Modelos integrados em geografia.** Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos; São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 1974. 323 p.

HASENACK, H. **Mapeamento da cobertura vegetal do Bioma Pampa.** *In*: Ministério do Meio Ambiente. Secretaria de Biodiversidade e Florestas. Sumário executivo do mapeamento da cobertura vegetal dos biomas brasileiros. Brasília: MMA/SBF, 2006.

HASSAM, Z. SHABBIR, R. AHMAD, S. MALIK, A. AZIZ, N. BUTT, A. ERUM, S. Dynamics of land use and land cover change (LULCC) using geospatial techniques: a case study of Islamabad Pakistan. SpringerPlus. v. 5, p. 1-11, 2016.

IBGE. **Cidades do Brasil**. 2010. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/cidadesat/topwindow.htm?1>. Acesso em: nov. 2014.

IBGE. **Produção agrícola municipal**. 2015. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/estatisticas-novoportal/economicas/agricultura-e-pecuaria/9117-producao-agricola-municipal-culturas-temporarias-e-permanentes.html?edicao=9118. Acesso em ago. 2017

IBGE. **Produção da pecuária municipal**. 2015. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/estatisticas-novoportal/economicas/agricultura-e-pecuaria/9107-producao-da-pecuaria-municipal.html?=&t=o-que-e. Acesso em ago. 2017

INPE. Os satélites **Landsat 5 e 7.** Disponível em: http://www.dgi.inpe.br/Suporte/files/Cameras-LANDSAT57_PT.php. Acesso em 20 jan de 2017

INPE. O que é o Spring? Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/index.html. Acesso em: nov de 2017

KENNEDY, R.; TOWNSEND, P.; GROSS, J.; COHEN, W.; BOLSTAD, P. WANG, Y.; ADAMS, P. Remote sensing change detection tools for natural resource managers: Understanding concepts and tradeoffs in the design of landscape monitoring projects. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, p. 1382–1396, 2009. Disponível em: <http://www.fs.fed.us/rm/pubs_other/rmrs_2009_kennedy_r001.pdf>. Acesso em: 12 de janeiro de 2016.

KÖRTING. T. **Classificação de Imagens por Regiões**. INPE– Instituto Nacional de Pesquisas Científicas, 2006.

LAMBIN, E. Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. **Progress in Physical Geography**, v. 21, p.375–393, 1997.

LAMBIN, E. Modelling deforestation processes (A Review), Tropical ecosystem environment observations by satellites. **TREES series B**: Research Report n°1, p.45-101, 1994.

LANDIS, J. KOCH, G. The measurements of agreement for categorical data. **Biometrics**. Washington, v. 33, n. 3, p. 159-179, 1977.

LIMA, T.; GUILEN-LIMA, C.; OLIVEIRA, M.; SOARES-FILHO, B. DINAMICA EGO e Land Change Modeler para simulação de desmatamento na Amazônia brasileira: análise comparativa. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16, Foz do Iguaçu/PR. **Anais...** Foz do Iguaçu/PR, 2013.

LIMA, T.; RIBEIRO, S.; SOARES-FILHO, B. Integrating econometric and spatially explicit dynamic models to simulate land use transitions in the Cerrado Biome. 2017. *In*: CAMACHO, M. PAEGELOW, M. MAS, J. ESCOBAR, F. (EdS.). **Geomatic Approaches for Modeling Land Scenarios.** ***Lecture Notes in Geoinformation and Cartography,*** 2018. p.399-417.

LIPPERT, D. **Modelagem dinâmica do cenário florestal em unidades de paisagem do Bioma Pampa.** 2013, 137 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS. 2013.

MACEDO, R.; ALMEIDA, C.; SANTOS, J. R.; RUDORFF, B. Modelagem dinâmica espacial das alterações de cobertura e uso da terra relacionadas à expansão canavieira. **Boletim de Ciências Geodésicas** [online], v. 19, n. 2, p. 313-337, 2013.

MACEDO, R. **Modelagem Dinâmica Espacial da Expansão da Agricultura em Campos Novos, SC**. *In:* Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16, 2011, Foz do Iguaçu/PR. **Anais...** Foz do Iguaçu/PR, 2013.

MACFADDEN, B. Origin and evolution of the grazing guild in New World terrestrial mammals. **Trends in Ecology & Evolution**, v.12, p. 182-187, 1997.

MARCHIORI, J. **Fitogeografia do Rio Grande do Sul:** Campos Sulinos. EST Edições, Porto Alegre, 2004. 110p.

MARCHIORI, J. Vegetação e areais no Sudoeste Rio-Grandense. **Ciência & Ambiente**, Santa Maria, v. 11, p. 81-92, 1995.

MAS, J.; KOLB, M.; HOUET, T.; PAEGELOW, M.; OLMEDO, M. **Una comparación de programas de modelación de cambios de cobertura / uso del suelo**. *In:* SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15, 2011, Curitiba/PR. **Anais...** Curitiba/PR, 2011.

MEDEIROS. A. **QGIS.** Disponível em: http://www.andersonmedeiros.com/coisas-que-voce-precisa-saber-sobre-qgis/. Acesso em 23 de dezembro de 2017

MEIRELLES, M.; MOREIRA, F.; CAMARA, G. Técnicas de inferência espacial. *In:* MEIRELLES, M.; CAMARA, G.; ALMEIDA, C. **Geomática**: modelos de aplicações ambientais. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2007.

MENESES, P. ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. UNB. Brasília, 2012. 266 p.

MORAES, R. **Sensoriamento Remoto e Classificação de Imagens**. 1999. UFPE. Disponível em: http://www.de.ufpb.br/~ronei/procimagem/procimagem.htm. Acesso em 28 de nov de 2017.

MOREIRA, M. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 2. ed. São José dos Campos, São Paulo, 2012. 307p.

MORENO, J. **Clima do Rio Grande do Sul**. Porto Alegre: Secretaria da Agricultura, Diretoria de Terras e Colonização, Secção de Geografia, 1961. 46 p.

NASA. **Nasa studying 2015 El Nino as never before.** Disponível em: https://www.nasa.gov/feature/goddard/nasa-studying-2015-el-nino-event-as-never-before. Acesso em 02 de jan de 2018.

NOVAES, M.; RUDORFF, B.; ALMEIDA, C.; AGUIAR, D. Análise Espacial da Redução da Queima na Colheita da Cana-de-Açúcar: Perspectivas Futuras ao Cumprimento do Protocolo Agro-Ambiental. **Engenharia Agrícola**, v. 31, p. 572-583, 2011.

NOVAES, R.; RUDORFF, B.; ALMEIDA, C. Validação de modelos estacionário e prescritivo do manejo da cana-de-açúcar para o ano-safra 2010 nas regiões de Jaú e Ribeirão Preto, São Paulo. *In:* SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16, 2013, Foz do Iguaçu, PR. **Anais...** Foz do Iguaçu, PR, 2013.

NOVO, E. L. M. **Sensoriamento remoto:** princípios e aplicações. 4. ed. São Paulo: Blucher, 2011. 388 p.

OLIVEIRA, C. **Guia SPRING**: para tratamento de imagens, classificação e geração de cartas – GAG / UFF. Niterói, RJ, 2007, 55p.

OLIVEIRA, T. SANTOS, D. GIANEZINI, M. RUVIARO, C. ZAGO, D. MÉRCIO, T. DIAS, E. LAMPERT, V. BARCELLOS, O. Agricultural land use change in the Brazilian Pampa Biome: The reduction of natural grasslands. **Land Use Policy**. v.63, p. 394-400, 2017.

ORLÓCI, L.; ANAND, M.; X.Markov chain: a realistic model for temporal coenosere. **Biometrie-Praximetrie**, v.33, p.7-26, 1993.

OVERBECK, G. BOLDRINI, I. CARMO, M. NUNES, E. MORO, R. PINTO, C. TREVISAN, R. ZANNIN, A. Fisionomia dos Campos. *In*: PILLAR, V. LANGE, O. (Ed.)**. Os Campos do Sul.** Rede Campos Sulinos – UFRGS. Porto Alegre, 2015, Cap.3, p. 33-41. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Valerio_Pillar/publication/279198698_Os_Campos_do_Sul/links/558edeeb08ae47a3490d90df/Os-Campos-do-Sul.pdf. Acesso em 16 de março de 2016.

PEREIRA, R. BERRA, E. GOERGEN, L. BRANDELERO, C. BACKES, K. SCHUH, M. COSTA, L. TORRES, D. MACEDO, A. HENDGES, E. **Apostila Curso de Geoprocessamento: Aplicativo Spring** 5.5.5. Santa Maria, 2009.

PETIT, C.; SCUDDER, T.; LAMBIN, E. Quantifying processes of land-cover change by remote sensing: resettlement and rapid land-cover changes in South-Eastern Zambia. **International Journal of Remote Sensing,** v. 22, n. 17, p. 3435–3456, 2001.

PILLAR, V. ANDRADE, B. DADALT, L. Serviços Ecossistêmicos. *In*: PILLAR, V. LANGE, O. (Ed.). **Os Campos do Sul.** Rede Campos Sulinos – UFRGS. Porto Alegre, 2015, Cap.11, p. 117-119. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Valerio_Pillar/publication/279198698_Os_Campos_do_Sul/links/558edeeb08ae47a3490d90df/Os-Campos-do-Sul.pdf. Acesso em 16 de março de 2016.

PONTIUS, R. Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing,** v. 66. n.8, p. 1011–1016, 2000.

PONTIUS, R. NEETI, N. Uncertainty in the difference between maps of future land change scenarios. **Sustainability** Science, v. 5, p. 39–50, 2010.

PONTIUS R. SPENCER, J. Uncertainty in extrapolations of predictive land change models. **Enviroment and Planning B**. v. 32, p. 211–230, 2005.

PONTIUS, R; SUEDMEYER, B. Components of agreement in categorical maps at multiple resolutions. **Remote Sensing and GIS Accuracy Assessment Eds R S Lunetta, J G Lyon,** p. 233-251, 2004.

POWER, C. SIMMS, A. WHITE, R. Hierarchical fuzzy pattern matching for the regional comparison of land use maps. **International Journal of Geographical Information Science**. v. 15, p. 77–100, 2001.

PRATES, I. **Utilização de imagens Landsat 8 para caracterização de cobertura vegetal.** Disponível em: http://mundogeo.com/blog/2014/06/10/processamento-digital-de-imagens-landsat-8-para-obtencao-dos-indices-de-vegetacao-ndvi-e-savi-visando-a-caracterizacao-da-cobertura-vegetal-no-municipio-de-nova-lima-mg/. Acesso em 6 de nov de 2017.

QGIS. **Descubra o QGIS**. Disponível em: https://www.qgis.org/pt_BR/site/. Acesso em 23 de dezembro de 2017

RADAMBRASIL/IBGE. **Carta de Unidades de Vegetação do RS**. 2004. Disponível em: <http://www.biodiversidade.rs.gov.br/arquivos/1162475144veg_rs.jpg>. Acesso em: Jan de 2016.

RIBASKI, J. VARELLA, A. FLORES, C. MATTEI, V. **Sistemas silvipastoris no Bioma Pampa.** VII Congresso Brasileiro de Sistemas Agroflorestais, 2009.

RODRIGUES, H.; SOARES-FILHO, B.; COSTA, W. Dinamica EGO, uma plataforma para modelagem de sistemas ambientais. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13, 2007, Florianópolis/SC. **Anais...** Florianópolis/SC, 2007, p. 3089-3096.

ROSA, R. Análise espacial em geografia. Spatial analysis in geography**. Revista da ANPEGE**, v.7, n. 1, p. 275-289, 2011.

ROSS, J. **Ecogeografia do Brasil**: subsídios para planejamento ambiental. São Paulo: Oficina de Textos, 2006.

ROSSETI, L. **Modelagem dinâmica espacial de mudanças no uso do solo urbano: contribuição metodológica**.2011, 131 f. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2011.

ROVEDDER, A**. Potencial do Lupinus albences para recuperação de solos arenizados do Bioma Pampa.** 2007, 147f. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2007.

ROY, D.; WULDER, M.; LOVELAND, T.; WOODCOCK, C.; ALLEN, R.; ANDERSON, M.; HELDER, D.; IRONS, J.; JOHNSON, D.; KENNEDY, T.; SCAMBOS, T.; SCHAAF, C.; SCHOTT, J.; SHENG, Y.; VERMOTE, E.; BELWARD, A.; BINDSCHADLER, R. ; COHEN, W.; GAO, F.; HIPPLE, J.; HOSTERT, P.; HUNTINGTON, J.; JUSTICE, C.; KILIC, A.; KOVALSKYY, V.; LEE, Z.; LYMBURNER, L.; MASEK, J.; McCORKEL, J.; SHUAI, Y.; TREZZA, R.; VOGELMANN, J.; WYNNE, R.; ZHU, Z. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. **Remote Sensing of Environment**. v.145, p. 154-172, fev. 2014. Disponível em: https://larse.forestry.oregonstate.edu/sites/larse/files/pub_pdfs/roy_et_al2014.pdf. Acesso em 05 de dez de 2017.

ROY, G.; SNICKARS, F. Citylife: a study of cellular automata in urban dynamics. *In:* FISHER, M. **Spatial analytical perspectives on GIS**. London: Taylor e Francis, p. 213-218, 1996.

SANTIAGOECINTRACONSULTORIA. **Imagens *RapidEye.*** Disponível em: https://www.sccon.com.br/produtos/imagens/rapideye. Acesso em 12 de dez de 2017.

SANTOS, M. **Construção de cenários em ambiente SIG para avaliar mudanças de uso das terras induzidas por usinas hidrelétricas na região agrícola de Andradina.** Campinas, SP. 2003, 140 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2003.

SEPSRM-UFRGS. SEPLAG RS-DEPLAN. **Atlas socioeconômico do RS**: macrozoneamento ambiental. 2012. Disponível em: < http://www.scp.rs.gov.br/atlas/conteudo.asp?cod_menu_filho=801&cod_menu=800&tipo_menu=MEIO&cod_conteudo=1370>. Acesso em: Out. 2015.

SILVA, E. **Modelagem dinâmica para simulação no processo de arenização e cobertura florestal na campanha ocidental – RS**. 2015, 165 f. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2015.

SILVA, R. **Inteligência artificial aplicada à ambientes de Engenharia de Software:** Uma visão geral. Universidade Federal de Viçosa, 2005.

SOARES-FILHO, B.; ALENCAR, A.; NEPSTAD, D.; CERQUEIRA, G.; DIAZ, M.C.V.; RIVERO, S.; SOLÓRZANO, L.; VOLL, E. Simulating the response of land-cover changes to road paving and governance along a major Amazon highway: the Santarém-Cuiabá corridor. **Global Change Biology**, v. 10, n. 5, p.745-764, 2004.

SOARES-FILHO, B. **Análise de Paisagem:** fragmentação e mudanças. Departamento de Cartografia, Centro de Senoriamento Remoto – Instituto de Geociências – UFMG, Belo Horizonte, MG, 1998

SOARES-FILHO, B.; CERQUEIRA, G.; ARAÚJO, W.; VOLL, E. Modelagem de dinâmica de paisagem: concepção e potencial de aplicação de modelos de simulação baseados em autômato celular. **Megadiversidade,** v. 3, n. 1-2, 2007.

SOARES FILHO, B.; LIMA, T.; GUILEN-LIMA, C.; OLIVEIRA, M. **Dinamica EGO e *Land Change Modeler* para simulação de desmatamento na Amazonia brasileira:**

**análise comparativa.** *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16, 2013, Foz do Iguaçu/PR. **Anais...** Foz do Iguaçu/PR, 2013.

SOARES-FILHO, B. **Modelagem dinâmica de paisagem de uma região de fronteira de colonização amazônica**. 1998b, 299 f. Tese (Doutorado Engenharia Civil) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 1998b.

SOARES-FILHO, B.; PENNACHIN, C.; CERQUEIRA, G. DINAMICA – a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in Amazonian colonization frontier. **Ecological Modelling**, v.154, p. 217-234, 2002.

SOARES-FILHO, B.; RODRIGUES, H.; COSTA, W. **Modeling Environmental Dynamics with DINAMICA EGO.** Belo Horizonte, 2009. 120 p.

SOARES-FILHO, B. **Validation.** Disponível em:< http://csr.ufmg.br/dinamica/validation/. 2015. Acesso em 22 de janeiro de 2016.

SPENCER, J.; PONTIUS, R. Uncertainty in extrapolations of predictive land-change models. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 32, p. 211-230, 2005.

SUERTEGARAY, D. **Deserto Grande do Sul: Controvérsias**. 2. ed. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 1998. 109 p

SUERTEGARAY, D. **Erosão nos campos sulinos:** arenização no sudoeste do Rio Grande do Sul. Revista Brasileira de Geomorfologia, Goiânia, v. 12, número especial p. 61-74, 2011.

SUERTEGARAY, D. SILVA, L.A. Tchê Pampa: histórias da natureza gaúcha. *In*: PILLAR, V.; MÜLLER, S. C.; CASTILHOS, Z. M. de S.; JACQUES, A. V. A. (Ed.). **Campos Sulinos:** conservação e uso sustentável da biodiversidade. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2009, cap. 3, p. 42-59. Disponível em: <http://www.bibliotecaflorestal.ufv.br/handle/123456789/5128>. Acesso em: 02 maio 2016

THOMPSON, JR.; PLISINSKI, J.; OLOFSSON, P.; HOLDEN, C.; DUVENECK, M. Forest loss in New England a projection of recent trends. **PloS ONE**, v.12, n. 12, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0189636). Acesso em jan 2018.

TORRES, S. SOUSA, R. SARAIVA, A. GUIMARÃES, C. GADELHA, A. **Análise multitemporal da cobertura vegetal da bacia hidrográfica Cantinho** - Itaporanga-PB. *In:* SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO, 3, 2010, Recife/PE. **Anais…**Recife/PE, 2010, p.1-8

TORNQUIST, C.G. BAYER, C. **Serviços ambientais: oportunidades para a conservação dos Campos Sulinos**. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2009. p. 42-59. Disponível em: <http://www.bibliotecaflorestal.ufv.br/handle/123456789/5128>. Acesso em: 02 maio 2016.

TRAMONTINA, J. **Modelagem dinâmica para o uso e cobertura da terra na área de influência da usina hidrelétrica Dona Francisca – RS.** 2016, 149 f. Dissertação (Mestrado em engenharia Florestal) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2016

TRINDADE, J. **Processos de degradação e regeneração da vegetação campestre de areais do sudeste do Rio Grande do Sul**. 2003. 125f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. 2003.

TURNER, B.; LAMBIN, E.; REENBERG, A. The emergence of land change science for global environment change and sustainability. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v.104, n.52, p.20666-20671, 2007.

TURNER, B. SKOLE, D. SANDERSON, S. FISCHER, G. FRESCO, L. LEEMANS, R. Land-Use and Land-Cover Change (LUCC): **Science/Research Plan**, HDP Report, n. 7, Stockholm, IGBP Secretariat, 1995.

TURNER, M. CONSTANZA, R. SKLAR, F. Methods to evaluate the performance of spatial simulation models. **Ecological Modelling**, v. 48, p.1-18, 1989.

TURNER, M. MEYER, W. SKOLE, D. Global land-use/land-cover change: towards an integrated study. **Ambio,** v. 23, p. 91–95, 1994.

USGS. **Landsat 9**. Disponível em: https://landsat.usgs.gov/landsat-9. Acesso em 22 de fev de 2018.

USGS. **Landsat Missions: Imaging the Earth since 1972.** Disponível em: https://landsat.usgs.gov/landsat-missions-timeline. Acesso em 20 de dez de 2017.

VAN VLIET, J.; BREGT, A.; HAGEN-ZANKER, A. Revisiting Kappa to account for change in the accuracy assessment of land-use change models. **Ecological Modeling.** v. 222, p. 1367-1375, 2011.

VARGAS, L. **Serviços ecossistêmicos e produção animal no bioma pampa**: uma análise na Área de Proteção Ambiental do Ibirapuitã. 2017, 158f. Tese (Doutorado em Extensão Rural) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2017

VÉLEZ-MARTIN, E. CHOMENKO, L. SCHAFFER, W. MADEIRA, M. Um panorama sobre as iniciativas de conservação dos Campos Sulinos. *In*: PILLAR, V.; MÜLLER, S. C.; CASTILHOS, Z. M. de S.; JACQUES, A. V. A. (Ed.). **Campos Sulinos:** conservação e uso sustentável da biodiversidade. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2009. Cap. 28, p. 356-379. Disponível em: <http://www.bibliotecaflorestal.ufv.br/handle/123456789/5128>. Acesso em: 02 maio 2016.

VÉLEZ-MARTIN, E. CHOMENKO, L. MADEIRA, M. PILLAR, V. Políticas públicas para os Campos. *In*: PILLAR, V.  LANGE, O. (Ed.). **Os Campos do Sul.** Rede Campos Sulinos – UFRGS. Porto Alegre, 2015, cap. 17, p. 169-173. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Valerio_Pillar/publication/279198698_Os_Camp

os_do_Sul/links/558edeeb08ae47a3490d90df/Os-Campos-do-Sul.pdf. Acesso em 16 de março de 2017.

VÉLEZ-MARTIN, E.FANTE, E. DOTTA, G. SILVA, T. FONTANA, C. PILLAR, V. Cidadania e uso sustentável dos Campos. *In*: PILLAR, V. LANGE, O. (Ed.). **Os Campos do Sul.** Rede Campos Sulinos – UFRGS. Porto Alegre, 2015, cap. 16, p. 157-164. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Valerio_Pillar/publication/279198698_Os_Campos_do_Sul/links/558edeeb08ae47a3490d90df/Os-Campos-do-Sul.pdf. Acesso em 16 de março de 2017.

VÉLEZ-MARTIN, E. ROCHA, C. BLANCO, C. AZAMBUJA, B. HASENACK, H. PILLAR, V. Conversão e Fragmentação. *In*: PILLAR, V. LANGE, O. (Ed.). **Os Campos do Sul.** Rede Campos Sulinos – UFRGS. Porto Alegre, 2015, cap. 12, p. 125-131. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Valerio_Pillar/publication/279198698_Os_Campos_do_Sul/links/558edeeb08ae47a3490d90df/Os-Campos-do-Sul.pdf. Acesso em 16 de março de 2017.

WEBHELP ESRI, 2012. Disponível em: http://webhelp.esri.com/arcgisdesktop/9.3/index.cfm?id=1924&pid=1922&topicname=Composite_Bands_(Data_Management). Acesso em 20 de set de 2017

VERDUM, R. BINDA, A. Reflexões interpretativas sobre as manchas de areia do sudoeste do Rio Grande do Sul, Brasil: da desertificação à arenização. **Boletim Goiano de Geografia** (Online). Goiânia, v.35, n.2, p.273-288, 2015.

VERDUM, R. Paisagem do Pampa: monotonia que se rompe no espaço e no tempo. *In*: CHOMENKO, L. BENCKE, G. (Org); BECKER, A. (Fotog.). **Nosso Pampa desconhecido.** Porto Alegre: Fundação Zoobotânica do Rio Grande do Sul, 2016, p. 45-60.

XIMENES A.; ALMEIDA, C.; AMARAL, S.; ESCADA, M.; GUIAR, A. Modelagem Dinâmica do Desmatamento na Amazônia. **Boletim de Ciências Geodésicas.** Curitiba, v. 14, n. 3, p. 370-391, 2008.

# APÊNDICES

**APÊNDICE A –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de manutenção e de não manutenção entre dados observados e simulados para 2015.

```
MANUTENÇÃO E NÃO MANUTENÇÃO EM NÍVEL DE PIXEL
{
// SIMILARIDADE MAPA OBSERVADO (2015) E MAPA SIMULADO (2015)
// Declarações das Variáveis
Tematico Observado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico Simulado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico Similaridade ("CAT_Manutencao");

Observado2015 = Recupere (Nome = "Observado2015");
Simulado2015 = Recupere (Nome = "Simulado2015");
Similaridade = Novo (Nome = "Similaridade", ResX= 250, ResY= 250, Escala =
60000);

// Cria Tabela de Areas de Dinamica Florestal
Similaridade = Atribua
{
"ManutencaoFloresta":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"ManutencaoAgricultura":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"ManutencaoCampo":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe
== "Campo"),
"ManutencaoAgua":(Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agua"),
"ManutencaoAreal":(Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Areal"),
"N_Manutencao":(Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Agua")
        || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Agua")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Agua")
        || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
```

```
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agua")
};
}
```

**APÊNDICE B –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Floresta em prol de outros usos

```
NÃO MANUTENÇÃO FLORESTA
{
// SIMILARIDADE MAPA OBSERVADO (2015) E MAPA SIMULADO (2015)
// Declarações das Variáveis
Tematico Observado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico Simulado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico NSimilaridadefloresta ("CAT_Manutencao");

Observado2015 = Recupere (Nome = "Observado2015");
Simulado2015 = Recupere (Nome = "Simulado2015");
NSimilaridadefloresta = Novo (Nome = "NSimilaridadefloresta", ResX= 250, ResY=
250, Escala = 60000);

// Cria Tabela de Areas de Dinamica Florestal
NSimilaridadefloresta = Atribua
{
"ManutencaoFloresta":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"ManutencaoAgricultura":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"ManutencaoCampo":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe
== "Campo"),
"ManutencaoAgua":(Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agua"),
"ManutencaoAreal":(Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Areal"),
"NManutencaoFlorestaAgricultura":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"NManutencaoFlorestaCampo":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Campo"),
"NManutencaoFlorestaAgua":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Agua"),
"NManutencaoFlorestaAreal":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Areal"),
"NManutencao":(Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe
== "Floresta")
    || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Campo")
    || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
    || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Agricultura")
```

```
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agua")
};
}
```

**APÊNDICE C –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Campo em prol de outros usos

NÃO MANUTENÇÃO DO CAMPO NATIVO

```
{
// SIMILARIDADE MAPA OBSERVADO (2015) E MAPA SIMULADO (2015)
// Declarações das Variáveis
Tematico Observado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico Simulado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico NSimilaridadecampo ("CAT_Manutencao");

Observado2015 = Recupere (Nome = "Observado2015");
Simulado2015 = Recupere (Nome = "Simulado2015");
NSimilaridadecampo = Novo (Nome = "NSimilaridadecampo", ResX= 250, ResY= 250,
Escala = 60000);

// Cria Tabela de Areas de Dinamica Florestal
NSimilaridadecampo = Atribua
{
"ManutencaoFloresta":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"ManutencaoAgricultura":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"ManutencaoCampo":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe
== "Campo"),
"ManutencaoAgua":(Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agua"),
"ManutencaoAreal":(Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Areal"),
"NManutencaoCampoAgricultura":(Observado2015.Classe == "Campo" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"NManutencaoCampoFloresta":(Observado2015.Classe == "Campo" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"NManutencaoCampoAgua":(Observado2015.Classe == "Campo" &&
Simulado2015.Classe == "Agua"),
"NManutencaoCampoAreal":(Observado2015.Classe == "Campo" &&
Simulado2015.Classe == "Areal"),
"NManutencao":(Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe
== "Floresta")
    || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Campo")
    || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Campo")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
```

```
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agua")
};
}
```

**APÊNDICE D** – Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Agricultura em prol de outros usos

NÃO MANUTENÇÃO DA AGRICULTURA

```
{
// SIMILARIDADE MAPA OBSERVADO (2015) E MAPA SIMULADO (2015)
// Declarações das Variáveis
Tematico Observado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico Simulado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico NSimilaridadeagricultura ("CAT_Manutencao");

Observado2015 = Recupere (Nome = "Observado2015");
Simulado2015 = Recupere (Nome = "Simulado2015");
NSimilaridadeagricultura = Novo (Nome = "NSimilaridadeagricultura", ResX= 250,
ResY= 250, Escala = 60000);

// Cria Tabela de Areas de Dinamica Florestal
NSimilaridadeagricultura = Atribua
{
"ManutencaoFloresta":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"ManutencaoAgricultura":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"ManutencaoCampo":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe
== "Campo"),
"ManutencaoAgua":(Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agua"),
"ManutencaoAreal":(Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Areal"),
"NManutencaoAgriculturaCampo":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Campo"),
"NManutencaoAgriculturaFloresta":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"NManutencaoAgriculturaAgua":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Agua"),
"NManutencaoAgriculturaAreal":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Areal"),
"NManutencao":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Agua")
        || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Agua")
        || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
```

```
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agua")
};
}
```

**APÊNDICE E –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Areal em prol de outros usos

NÃO MANUTENÇÃO DO AREAL

```
{
// SIMILARIDADE MAPA OBSERVADO (2015) E MAPA SIMULADO (2015)
// Declarações das Variáveis
Tematico Observado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico Simulado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico NSimilaridadeareal ("CAT_Manutencao");

Observado2015 = Recupere (Nome = "Observado2015");
Simulado2015 = Recupere (Nome = "Simulado2015");
NSimilaridadeareal = Novo (Nome = "NSimilaridadeareal", ResX= 250, ResY= 250,
Escala = 60000);

// Cria Tabela de Areas de Dinamica Florestal
NSimilaridadeareal = Atribua
{
"ManutencaoFloresta":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"ManutencaoAgricultura":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"ManutencaoCampo":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe
== "Campo"),
"ManutencaoAgua":(Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agua"),
"ManutencaoAreal":(Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Areal"),
"NManutencaoArealCampo":(Observado2015.Classe == "Areal" &&
Simulado2015.Classe == "Campo"),
"NManutencaoArealFloresta":(Observado2015.Classe == "Areal" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"NManutencaoArealAgua":(Observado2015.Classe == "Areal" &&
Simulado2015.Classe == "Agua"),
"NManutencaoArealAgricultura":(Observado2015.Classe == "Areal" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"NManutencao":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Floresta")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Campo")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
```

```
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Agua")
};
}
```

**APÊNDICE F –** Programação em LEGAL para espacialização de áreas de não manutenção para classe Água em prol de outros usos

NÃO MANUTENÇÃO DA ÁGUA

```
{
// SIMILARIDADE MAPA OBSERVADO (2015) E MAPA SIMULADO (2015)
// Declarações das Variáveis
Tematico Observado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico Simulado2015 ("CAT_Tematico");
Tematico NSimilaridadeagua ("CAT_Manutencao");

Observado2015 = Recupere (Nome = "Observado2015");
Simulado2015 = Recupere (Nome = "Simulado2015");
NSimilaridadeagua = Novo (Nome = "NSimilaridadeagua", ResX= 250, ResY= 250,
Escala = 60000);

// Cria Tabela de Areas de Dinamica Florestal
NSimilaridadeagua = Atribua
{
"ManutencaoFloresta":(Observado2015.Classe == "Floresta" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"ManutencaoAgricultura":(Observado2015.Classe == "Agricultura" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"ManutencaoCampo":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe
== "Campo"),
"ManutencaoAgua":(Observado2015.Classe == "Agua" && Simulado2015.Classe ==
"Agua"),
"ManutencaoAreal":(Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe ==
"Areal"),
"NManutencaoAguaCampo":(Observado2015.Classe == "Agua" &&
Simulado2015.Classe == "Campo"),
"NManutencaoAguaFloresta":(Observado2015.Classe == "Agua" &&
Simulado2015.Classe == "Floresta"),
"NManutencaoAguaAreal":(Observado2015.Classe == "Agua" &&
Simulado2015.Classe == "Areal"),
"NManutencaoAguaAgricultura":(Observado2015.Classe == "Agua" &&
Simulado2015.Classe == "Agricultura"),
"NManutencao":(Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Floresta")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Campo" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Campo")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe ==
"Agricultura")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Agua")
    || (Observado2015.Classe == "Floresta" && Simulado2015.Classe == "Areal")
    || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Floresta")
```

```
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agricultura")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Areal" && Simulado2015.Classe == "Agua")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Floresta")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Areal")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe ==
"Campo")
        || (Observado2015.Classe == "Agricultura" && Simulado2015.Classe == "Agua")
};
}
```