

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel
Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da
Água



Tese

Modelagem para predição de classes de solo em escala de município

Stefan Domingues Nachtigall

Pelotas, 2022

Stefan Domingues Nachtigall

Modelagem para predição de classes de solo em escala de município

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água da Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências.

Orientador: Dr. Pablo Miguel

Coorientadores: Dr. José Maria Filippini Alba

Dr. Jean Michel Moura-Bueno

Pelotas, 2022

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

N124m Nachtigall, Stefan Domingues

Modelagem para predição de classes de solo em escala de município / Stefan Domingues Nachtigall ; Pablo Miguel, orientador ; José Maria Filippini Alba, Jean Michel Moura-Bueno, coorientadores. — Pelotas, 2022.

118 f. : il.

Tese (Doutorado) — Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, 2022.

1. Mapeamento digital de solos. 2. Estimativa de classes de solos. 3. Machine learning. 4. Random forest. I. Miguel, Pablo, orient. II. Alba, José Maria Filippini, coorient. III. Moura-Bueno, Jean Michel, coorient. IV. Título.

CDD : 631.47

Stefan Domingues Nachtigall

Modelagem para predição de classes de solo em escala de município

Tese aprovada, como requisito parcial, para obtenção do grau de Doutor em Ciências, Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas.

Data da defesa: 30 de novembro de 2022.

Banca examinadora:

**Prof. Dr. PABLO MIGUEL
Doutor em Ciência do Solo pela Universidade Federal de Santa
Maria**

.....

**Prof. Dr. RICARDO BERGAMO SCHENATO
Doutor em Ciência do Solo pela Universidade Federal de Santa
Maria**

.....

**Prof. Dr. LUCIANO CAMPOS CANCIAN
Doutor em Ciência do Solo pela Universidade Federal de Santa
Maria**

.....

**Prof. Dr. RODRIGO RIZZI
Doutor em Sensoriamento Remoto pelo Instituto Nacional de Pesquisas
Espaciais**

.....

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a minha família, em especial meus pais, Carlos Solismar Nunes Nachtigall e Marizabel Domingues Nachtigall e irmãos Juan Carlos Domingues Nachtigall e Nikolas Domingues Nachtigall, por todo empenho, dedicação e apoio a mim direcionados durante todos estes anos. Sou grato por me ensinarem a pensar, a estudar e a solucionar os problemas com criatividade e assertividade. O apoio de vocês, foi, é e será fundamental sempre. Obrigado.

Agradeço a minha esposa, Caroline Oliveira Nachtigall, por todo amor, respeito e tranquilidade com o qual vivemos nossa vida juntos. Agradeço por me ensinar a forma sutil e gentil de ver a vida e ter me acompanhado por todas estas etapas. Obrigado, te amo.

Agradeço ao meu orientador, professor Pablo Miguel, pelas incontáveis contribuições acadêmicas e pessoais compartilhadas, os ensinamentos e experiências transcendem quaisquer expectativas imaginadas. Obrigado por acreditar em um aprendizado participativo e conjunto, obrigado por criar um ambiente onde a visão de grupo é compartilhada e valorizada. Obrigado.

Agradeço a meus coorientadores, José Maria Filippini Alba e Jean Michel Moura-Bueno, pela parceria firmada nestes anos. Os conhecimentos compartilhados e experiências vividas foram e serão de grande importância para minha formação pessoal e acadêmica. Obrigado.

Agradeço aos professores Alexandre Felipe Bruch e Angélica Cirolini por terem iniciado e instigado a pesquisa acadêmica em mim, seus conhecimentos e dedicação continuam como um exemplo. Obrigado.

Agradeço aos amigos, irmãos de vida, Cainã Avendano, Mayron Almeida e Raphael Santos pelo apoio em toda jornada, a possibilidade de compartilhar a vida com vocês certamente tornou esta caminhada muito melhor. Obrigado.

Agradeço aos colegas e amigos do PPG MACSA. Em especial, agradeço a Eliana, Adão, Lucas, Jéferson, Mélory, Celso, Tainara, Beatriz, Thábata, Lidiane, Isabel, Ana, José Vitor, Dudu, Giovana e demais por terem criado um ambiente agradável e tornarem a Pedologia-UFPel uma equipe de excelência. Obrigado.

Agradeço ao PPG MACSA enquanto equipe de coordenação e corpo docente, por valorizarem uma formação multidisciplinar e participativa. De forma específica, agradeço a Josi, Rosi, Seu Paulo, e a Dona Solange. Obrigado

Agradeço também as instituições da UFPel, CAPES, CNPq, FAPERGS e EMBRAPA por subsidiarem toda estrutura necessária para minha formação acadêmica e pessoal. Obrigado.

Epígrafe

*“Quando você sonha alto todos os passos
parecem ser o primeiro.
Então esse é só o primeiro passo mais uma
vez.” Carta aos meus – Projota.*

*“Que minhas ações, palavras e pensamentos
possam beneficiar o maior número de seres”.*
Monja Coen

Resumo

NACHTIGALL, Stefan Domingues. **Modelagem para predição de classes de solo em escala de município**. Orientador: Pablo Miguel. 2022. 119f. Tese (Doutorando em Manejo e Conservação do Solo e da Água) – Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2022.

O mapeamento de classes do solo tem papel fundamental no desenvolvimento social. Portanto, a estimativa de classes de solos em escala de município e determinação de classes de solo a partir de áreas de referência buscam satisfazer as necessidades de dados e informações de qualidade para o adequado progresso científico e social. A metodologia do mapeamento digital de solos (MDS) oferece uma alternativa menos onerosa e mais dinâmica, modernizando as formas de levantar e apresentar dados referentes as classes de solo, dessa forma, o emprego de métodos digitais de classificação possibilita que os dados sejam interpretados de forma a representar a paisagem e descrever as relações solo-paisagem de forma eficiente, atribuindo bons coeficientes de precisão, acurácia e incerteza. Entende-se também, que as possibilidades de atualização e revisão dos resultados gerados é um fator importante para o desenvolvimento científico, visto que novos testes ou modelos podem ser aplicados aos dados a qualquer momento. Por fim, os estudos desta tese buscam avançar questões referentes ao mapeamento de classes de solo em escalas não convencionais na literatura atual, além de buscar as relações solo-paisagem ao explorar as áreas de referência para mapeamento digital de solo.

Palavras-chave: Mapeamento digital de solos. Estimativa de classes de solos. Machine Learning. Random forest.

Abstract

NACHTIGALL, Stefan Domingues. **Modeling strategies for prediction of soil classes at a local scale**. Advisor: Pablo Miguel. 2021. 119f. Thesis (Doctorate in Soil and Water Management and Conservation) – Faculty of Agronomy Eliseu Maciel, Federal University of Pelotas, Pelotas, 2022.

The mapping of soil classes has a fundamental role in social development. Therefore, the estimation of soil classes at the municipal scale and determination of soil classes from reference areas seek to satisfy the needs for quality data and information for adequate scientific and social progress. The methodology of digital soil mapping (MDS) offers a less expensive and more dynamic alternative, modernizing the ways of collecting and presenting data referring to soil classes, in this way, the use of digital classification methods allows the data to be interpreted in a different way. to represent the landscape and describe soil-landscape relationships efficiently, attributing good coefficients of precision, accuracy, and uncertainty. It is also understood that the possibilities of updating and reviewing the results generated is an important factor for scientific development, since new tests or models can be applied to the data at any time. Finally, the studies of this thesis seek to advance issues related to the mapping of soil classes at unconventional scales in the current literature, in addition to looking for soil-landscape relationships when exploring reference areas for digital soil mapping.

Keywords: Digital soil mapping. Soil class evaluation. Evaluation of soil chemical attributes. Random forest.

Lista de Figuras

Figura 1 - Linha do tempo com destaques para os principais eventos no desenvolvimento da pedologia culminando nos estudos iniciais de pedometria no Brasil.	22
Figura 2 - Localização do Município de Marau - RS, com detalhe na variação entre os climas Cfa e Cfb da região. Fonte: Elaborado pelo autor.	39
Figura 3 - Mapa semidetalhado de solos oriundo do mapeamento convencional do município de Marau, RS. Fonte: Adaptado de Filippini Alba et al. (2020).	40
Figura 4 - Espacialização dos pontos e perfis utilizados nos processos de calibração e validação das modelagens. Fonte: Elaborado pelo autor.	42
Figura 5 - Mapa de solos em 1º nível categórico do município de Marau com suas respectivas áreas relativas. Fonte: Adaptado de (FILIPPINI ALBA et al., 2020).	43
Figura 6 - Representação da altitude do terreno de Marau-RS. Dados obtidos através do modelo digital de elevação SRTM com resolução espacial de 30m. Fonte: Elaborado pelo autor.	49
Figura 7 - Fluxograma dos processos aplicados aos dados para geração das covariáveis e relação destas com os pontos de treinamento e validação. Fonte: Elaborado pelo autor.	54
Figura 8 - Distribuição do conjunto de dados sem balanceamento quanto as classes de solo disponíveis. Fonte: Elaborado pelo autor.	55
Figura 9 - Distribuição do conjunto de dados com balanceamento quanto as classes de solo disponíveis. Fonte: Elaborado pelo autor.	55
Figura 10 - Mapa de solos digital, predito a 4º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. As descrições completas das classes de solo são encontradas no Anexo I. Na Figura 25, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.	57
Figura 11 - Mapa de solos digital, predito a 4º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. As descrições completas das classes de solo são encontradas no Anexo I. Na Figura 26, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.	58
Figura 12 - Mapa de incerteza estimada, para as classes preditas a 4º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 27, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.	59

Figura 13 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 4º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 28 , Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.....	60
Figura 14 - Localização do município no contexto das cartas topográficas que o englobam, com detalhe na variação entre os climas Cfa e Cfb da região.....	66
Figura 15 - Espacialização dos pontos e perfis utilizados nos processos de calibração e validação das modelagens. Fonte: Elaborado pelo autor.	68
Figura 16 - Mapa de solos em 1º nível categórico do município de Marau com suas respectivas áreas relativas. Fonte: adaptado de (FILIPPINI ALBA et al., 2020).....	69
Figura 17 - Representação da altitude do terreno da área de estudo. Dados obtidos através do modelo digital de elevação SRTM com resolução espacial de 30m. Fonte: Elaborado pelo autor.....	71
Figura 18 - Fluxograma dos processos aplicados aos dados para geração das covariáveis e relação destas com os pontos de treinamento e validação considerando a região fisiograficamente semelhante. Fonte: Elaborado pelo autor.....	76
Figura 19 - Representatividade do conjunto amostral com relação as classes de solo em 2º nível categórico.....	77
Figura 20 - Representatividade das classes de solo a 2º nível categórico para o conjunto amostral.	78
Figura 21 - Mapa de solos digital, previsto a 2º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 29, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.....	79
Figura 22 - Mapa de solos digital, previsto a 2º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 30Figura 29, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.....	80
Figura 23 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 2º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 31, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.....	81
Figura 24 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 2º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 32, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.....	82

Figura 25 - Mapa de solos digital, predito a 4° nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.....	112
Figura 26 - Mapa de solos digital, predito a 4° nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.....	113
Figura 27 - Mapa de incerteza estimada, para as classes preditas a 4° nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.....	114
Figura 28 - Mapa de incerteza estimada, para as classes preditas a 4° nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.....	115
Figura 29 - Mapa de solos digital, predito a 2° nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor.	116
Figura 30 - Mapa de solos digital, predito a 2° nível categórico com conjunto de dados com balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor.	117
Figura 31 - Mapa de incerteza estimada, para as classes preditas a 2° nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.....	118
Figura 32 - Mapa de incerteza estimada, para as classes preditas a 2° nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.....	119

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Covariáveis ambientais utilizadas na calibração do modelo de predição das classes de solo a 4º nível categórico.....	50
Tabela 2 - Covariáveis ambientais utilizadas na calibração do modelo de predição das classes de solo a 2º nível categórico.....	72

Lista de Equações

Equação 1 – Função dos fatores de formação dos solos, proposta por Jenny (1941) e Zakharov (1927).	18
Equação 2 – Função dos fatores preditores das classes ou atributos do solo pelo modelo SCORPAN.....	20

Sumário

1.	Introdução.....	15
2.	Revisão de literatura.....	17
2.1.	Pedologia e pedometria.....	17
2.2.	Mapeamento digital de classes de solos	31
3.	Hipóteses	33
4.	Objetivos.....	33
4.1.	Gerais.....	33
4.2.	Específicos	34
5.	Estudo 1 – Mapeamento digital de classes de solos utilizando bases de dado legado em escala de município.	35
5.1.	Introdução.....	35
5.2.	Metodologia	38
5.2.1.	Caracterização da área de estudo	38
5.2.2.	Processamento digital aplicado a análise dos dados.....	49
5.3.	Resultados.....	55
5.3.1.	Conjunto dados e comportamento das covariáveis	55
5.3.2.	Mapeamento de solos.....	56
5.3.3.	Estimativa da incerteza.....	58
5.4.	Discussão	60
5.5.	Conclusões.....	63
6.	Estudo 2 – Estimativa de classes de solos para regiões fisiograficamente semelhantes	64
6.1.	Introdução.....	64
6.2.	Metodologia	65
6.2.1.	Caracterização da área de estudo	65
6.2.2.	Processamento digital aplicado a análise dos dados.....	71
6.1.	Resultados.....	77
6.1.1.	Comportamento das covariáveis e conjunto de dados	77
6.1.2.	Classes de solo extrapoladas	78
6.1.3.	Incerteza associada a extrapolação das classes de solo..	80
6.2.	Discussão	82
6.3.	Conclusões.....	84
7.	Considerações finais	86
8.	Referências.....	88
	Anexo I.....	103
	Anexo II.....	107
	Anexo III.....	109
	Anexo IV	111

1. Introdução

O solo é um recurso que proporciona à humanidade a capacidade de se expandir física e intelectualmente mediando suas interações com o ambiente. Enquanto parte de um ecossistema heterogêneo e complexo, nós, seres humanos, devemos aprimorar nossa visão, para sermos capazes de explorar o recurso solo de forma mais eficiente. Essa busca por produção superior e eficiente também molda a compreensão que se tem na ciência do solo. Os estudos com solos começaram tentando entender suas diferentes características, suas condições de gênese e variação geográfica. Passou-se então para o desenvolvimento de pesquisas que abordaram diferentes classes de solo no ambiente e suas interações, com essa construção de conhecimento foi possível ir além do que era comumente produzido na ciência do solo.

A partir do início da era digital, a ciência do solo vislumbrou novas formas de realizar inferências e investigar o solo, desde então, tecnologias são utilizadas para realizar análises, coletas, integração de dados, assim, possibilitando novas formas de entender a paisagem e sua distribuição de solos e atributos. Fundamentado nessa construção e organização do conhecimento, o mapeamento de solos foi modernizando-se com características mais determinísticas e probabilísticas, de acordo com modelos matemáticos para classificar e avaliar classes e atributos de solo e organizando-se no que conhecemos como Mapeamento Digital de Solos (MDS).

O MDS distingue-se do mapeamento convencional de solos (MCS) de maneira que propõe uma segmentação da paisagem em diversas covariáveis ambientais. Esta forma de abordagem procura expressar a paisagem por meio de valores quantitativos, que possam fornecer métricas para o modelo classificador ser treinado e validado com base em observações de campo, em contrapartida, o MCS aborda a paisagem por meio do observador especialista, realizando inferências balizadas nas informações que estão visivelmente disponíveis na paisagem e nas relações entre fatores de formação conhecidos.

Com o desenvolvimento do MDS novas possibilidades passaram a ser exploradas. A capacidade de estratificar na paisagem diversas camadas de informação, forneceram ao usuário uma infinidade de dados que podem ser usados para melhorar os entendimentos quanto aos fatores de formação e

variação espacial em atributos do solo. Além disso, pode-se desenvolver a avaliação da incerteza relacionada a predição (de classe ou atributo) com o uso de métricas como o desvio padrão (dp), intervalo de predição, coeficiente de determinação (r^2), erro quadrático médio, pureza teórica, entropia de Shannon e índice de confusão.

Do ponto de vista prático, a avaliação da incerteza dentro do MDS fez com que o processo de levantamento de solos e predição de atributos gerasse um ciclo a mais em seu desenvolvimento. Após a predição do solo e da incerteza, é avaliado se este índice está adequado dentro dos padrões esperados. Tendo uma resposta afirmativa, o levantamento segue o fluxo normal, caso seja avaliado que a incerteza está maior do que o desejado, é possível retomar conceitos de amostragem focando nas áreas com maior incerteza.

Neste sentido, observou-se que o MDS proporciona um fluxo de trabalho muito mais dinâmico, sendo possível observar o desempenho dos modelos à medida que o projeto se desenvolve. Considerando o uso destas técnicas e a ausência de levantamentos pedológicos em escala de município na região Norte do Estado do Rio Grande do Sul (RS), com estas premissas partiu-se para pesquisas das características pedológicas que ocasionam variações nas classes de solos. Sendo assim, as variações dos atributos dos solos, acabam fornecendo informações úteis ao desenvolvimento da região.

Destaca-se que os solos da área de estudo são, em geral, solos bem desenvolvidos (Latosolos e Nitossolos), onde predomina a formação Serra Geral e porções das formações Serra Geral com Fácies Caxias e Formação Tupanciretã onde ocorrem solos mais rasos (Neossolos e Cambissolos) e com horizontes superficiais mais arenosos (Argissolos). Observando as lacunas de informação na região de estudo e promovendo o desenvolvimento do estudo em MDS dentro do grupo de pesquisa em Pedologia da UFPel, o objetivo geral almejado com esta tese foi utilizar as técnicas de MDS aliadas a diferentes recortes espaciais e obtenção de dados para estimar a distribuição das classes de solo em escala de município.

2. Revisão de literatura

2.1. Pedologia e pedometria

A pedologia surgiu através da concentração do conhecimento de diversos conceitos e entendimentos dos ambientes naturais. Estas condições levaram Friedrich Fallou, um geólogo alemão do século XIX, a propor o termo “*Pedologie*” para tratar dos estudos que abordam o solo, partindo dos *pedons* e segmentando a pedologia como uma ciência independente (ESPINDOLA, 2018; FALLOU, 1853, 1862). Estes estudos propiciaram que a pedologia fosse interpretada de maneira integral, possibilitando o desenvolvimento aplicado aos processos de formação e distribuição dos solos, dentre estes estudos, Dokuchaev (1883) destacou-se por indicar um conceito evolucionista aos solos impulsionado pelos recentes avanços de Darwin (1859). Esta abordagem de Dokuchaev possibilitou que ele formulasse uma hipótese onde: todo e qualquer solo é uma função dos seus próprios fatores de formação, o material de origem, o clima, a caracterização e cobertura da vegetação e a topografia do terreno. Com base nisso, Dokuchaev propunha que quando estes fatores fossem semelhantes mesmo em diferentes regiões, os solos deveriam ser semelhantes, da mesma forma, com profundos conhecimentos dos fatores de formação do solo de uma região, seria possível inferir qual tipo de solo ocorre nesta área (DOKUCHAEV, 1886; FLORINSKY, 2012).

Com os conceitos predecessores da pedologia, um importante fator somado a esta ciência foi a capacidade de espacializar os diferentes tipos de solos. Neste sentido, K. D. Glinka em 1906 foi primeiro a publicar um mapa de solos do mundo, usando os conceitos levantados por seu professor, Dokuchaev, assim incorporando a geografia e cartografia a pedologia, posteriormente, Marbut em 1927 traduziu e difundiu a informação no ocidente (BOCKHEIM et al., 2005; MARBUT; GLINKA, 1927; RODRIGO-COMINO et al., 2018). Estas considerações foram importantíssimas pois trouxeram o solo como um corpo variável e mensurável no espaço.

Provenientes desta difusão dos conhecimentos da pedologia fundamentados por Dokuchaev e espacializados por Glinka e Marbut, Zakharov (1927) formulou a síntese das observações feitas até então e concebeu a Equação 1, também atribuída a Jenny (1941) que publicou a equação no

ocidente. Em ambos os casos, é apresentado um modelo que considera o clima (cl), os organismos (o), o relevo (r), o material parenteral (p) e o tempo (t) como fatores em que sua interação resulta no tipo de solo (S). Posteriormente, Jenny (1941) publicou esta função no ocidente e é comumente citado desde então.

$$S = f(cl, o, r, p, t)$$

Eq.1.

Equação 1 – Função dos fatores de formação dos solos, proposta por Jenny (1941) e Zakharov (1927).

A elaboração do modelo “*clorpt*” foi essencial, pois possibilitou que diversas pesquisas trabalhassem o desenvolvimento dos solos na paisagem, gerando a relação solo-paisagem, amplamente difundida na ciência do solo. Foram as fundamentações iniciais do modelo “*clorpt*” que abriram caminho para que o solo fosse visto como uma função de diversas condições do ambiente e conseqüentemente, possibilitasse o mapeamento de diversas áreas a partir do entendimento da distribuição dos solos na paisagem. Dessa forma, o levantamento tradicional de solos foi baseado no modelo discreto e apresenta as propriedades dos solos de uma determinada área com a classificação do sistema taxonômico, estabelecendo assim, limites entre as classes de solos (MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2003).

Seguindo as tendências, foi natural a expansão dos mapas de solos ao redor do mundo. Na América do Sul, Bramão e Lemos (1960) foram os primeiros a publicar um mapa de solos do continente. Ainda que, com diversas dificuldades, os levantamentos pedológicos tradicionais forneceram ao Brasil diversos dados importantes e informações bases para múltiplas finalidades, destaca-se o projeto RADAMBRASIL que publicou 38 volumes de levantamentos contemplando a extensão territorial do Brasil em cartas ao milionésimo, estes volumes foram produzidos na década de 70 e 80 e até hoje são as informações mais utilizadas em caráter exploratório. Quanto ao RS, os principais levantamentos são os que abrangem a extensão territorial do estado, as cartas SG 22, SG 23, SG 21, SH 22, SH 21, SI 22 (BRASIL, 1986, 2018).

Os levantamentos pedológicos foram amplamente utilizados, porém foram evidenciados obstáculos em suas metodologias. A forma com que os solos são representados através dos mapas coropléticos, isto é, com limites abruptos entre as classes de solos não representa a real distribuição na paisagem, que

tende a ser mais gradual e suave. Associado a esta condição, tem-se a característica intuitiva e determinística que observa a relação entre os tipos de solos e a paisagem, esta relação é dependente da experiência e conhecimento local do profissional que conduz o levantamento e este processo inviabiliza qualquer forma de mensuração das incertezas do documento elaborado (LIMA et al., 2013; MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2003; RANZANI, 1969).

Com o uso elevado do mapeamento convencional, foi natural surgirem críticas a inabilidade de realizar mensurações sobre as incertezas dos resultados (ARROUAYS et al., 2020; LIMA et al., 2013; MCBRATNEY; WEBSTER; BURGESS, 1981; SANCHEZ et al., 2009). Essa necessidade de avaliar os produtos elaborados e haver uma métrica para aferir sua confiabilidade abriu novos campos de pesquisa para serem explorados. Assim, no início do milênio, com os avanços em geotecnologias e integração de dados, foram sugeridos modelos quantitativos para a pedologia, formando assim, a pedometria (LARK, 2011; MCBRATNEY; LARK, 2018; ROSSITER, 2018).

A pedometria pode ser definida como o uso de métodos matemáticos e estatísticos para o estudo da distribuição e gênese dos solos (HEUVELINK, 2003). Dessa forma, a pedometria possui atuação nas mais diversas áreas da ciência do solo, explorando o conhecimento de análise espectral de solos através de um banco de dados com informações globais para caracterização de solos (VISCARRA ROSSEL et al., 2016), medidas da estabilidade dos agregados do solo por *laser* (RAWLINS et al., 2015), e caracterização da composição granulométrica de perfis de solo por funções pedométricas de fatiamento do perfil (PINHEIRO et al., 2016).

No tocante ao mapeamento de solos, o modelo base utilizado na pedometria foi apresentado por McBratney; Mendonça Santos; Minasny (2003), que generalizaram e formularam as abordagens que surgiram. A função gerada é baseada na abordagem de Jenny e considera 7 fatores como preditores do solo e é comumente conhecida como modelo SCORPAN (Equação 2). Onde: S: é o atributo ou classe a ser predito; s: é a informação prévia do atributo ou classe do solo; c: é referente às informações climáticas; o: representa a interação dos organismos no solo, seja pela vegetação, fauna ou atividade humana; r: é a representação do relevo; p: é o material de origem (*parent material*); a: é o fator que considera o tempo (*age*); n: é o fator que considera a posição espacial.

$$S = f(s, c, o, r, p, a, n)$$

Eq.2.

Equação 2 – Função dos fatores preditores das classes ou atributos do solo pelo modelo SCORPAN.

Com o trabalho realizado (MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003) apresentou-se o SCORPAN. A partir do modelo SCORPAN e da integração entre as geotecnologias, estatística e pedologia, foram ampliados os estudos utilizando o mapeamento digital de solos (MDS). Estes estudos utilizam os métodos matemáticos e estatísticos associados a covariáveis ambientais que estão ligadas aos fatores do SCORPAN, possibilitando assim, que a modelagem da distribuição espacial das classes ou atributos do solo seja estimada e que a incerteza dessa estimativa possa ser expressa (LIMA et al., 2013; MINASNY; MCBRATNEY, 2016; PADARIAN; MINASNY; MCBRATNEY, 2019).

Na primeira década dos anos 2000, os estudos surgiram com foco em elucidar as diferenças entre o mapeamento convencional e digital, elucidando as limitações do método tradicional ligadas aos aspectos subjetivos e os limites abruptos determinados em cada classe de solo. Por fim, são descritos os benefícios que os usos de métodos quantitativos trazem à ciência do solo, estabelecendo a avaliação de incertezas, uso de técnicas de geoestatística, técnicas de *Machine Learning* (aprendizado de máquinas) e redes neurais. Deste modo, Mendonça-Santos, Santos (2003) elucidam a importância de conhecer os modelos disponíveis para ter o melhor discernimento na aplicabilidade de cada método e suas capacidades conforme as resoluções, escalas e acurácias necessárias.

Com relação ao uso de outras metodologias de classificação, as redes neurais artificiais (*artificial neural networks – ANN*) surgiram como uma possibilidade de suprir a demanda por informações do solo com alta resolução espacial e maior velocidade e precisão nas modelagens. Com este intuito, Behrens et al. (2005) analisaram a capacidade das ANN utilizarem mapas de solos convencionais para, automaticamente, objetivamente e com alta reprodutibilidade, estimar as unidades de solos em regiões adjacentes dentro de uma paisagem. Neste estudo, os autores demonstraram que as ANN foram

satisfatoriamente eficientes para a região onde foi treinada e validada. Também constataram que os melhores resultados foram obtidos quando o relevo, geologia e uso da terra eram usados como fatores da modelagem, indicando a importância destas covariáveis na estimativa.

Nos solos brasileiros, o primeiro trabalho a abordar o uso do MDS na estimativa de classes de solo foi o de Giasson et al. (2006), onde se destacava a indisponibilidade de informações detalhadas ou semi-detalhadas e a possibilidade do uso de abordagens com maior custo-benefício para reverter estas condições. O objetivo dos autores foi avaliar o método de regressões logísticas múltiplas na estimativa de classes de solos comparadas a um mapa de referência, para isso, o município de Sentinela do Sul (RS) com 253km² foi utilizado como área de estudo pois possui um mapeamento de solos tradicional com escala 1:50.000 com 8 unidades de mapeamento. Os dados da paisagem relacionados ao relevo foram extraídos do modelo digital de elevação *SRTM* (RABUS et al., 2003) com resolução espacial de ~90m e derivadas 9 covariáveis: declividade, perfil de curvatura, plano de curvatura, curvatura, direção de fluxo, fluxo acumulado, comprimento de fluxo, índice de potência do fluxo e índice de umidade topográfica.

Os 7.500 pontos de treinamento foram aleatoriamente colocados sobre a área de estudo e correlacionados ao mapa base de solos (valor de referência) e covariáveis ambientais, dessa forma, os autores relacionaram a classe estimada e a classe de referência para obter o índice de acurácia geral. Estes resultados indicaram que 48% da área foi corretamente classificada, tendo melhor desempenho (61,5%) ao estimar a associação de Argissolo Amarelo, Cambissolo e Neossolo Litólico. Considerando a resolução espacial do modelo digital de elevação e a incipiência do MDS no Brasil, os resultados foram positivos e impulsionaram pesquisas nacionais em pedometria.

Percebe-se então, que o desenvolvimento da pedologia e pedometria foi construído através da colaboração de diversas áreas do conhecimento, diversas realidades de solos e sistemas. Portanto, foram ilustrados (Figura 1) os principais pontos chave que são apresentados através de uma linha do tempo que marca alguns dos principais acontecimentos desde as origens da pedologia até o início da pedometria, focando no MDS. Estes eventos são a construção de diversas pesquisas e conhecimentos científicos que foram testados, revisados,

confrontados e adaptados para então termos os avanços que hoje em dia desenvolvem a sociedade a partir de sua base, o solo.

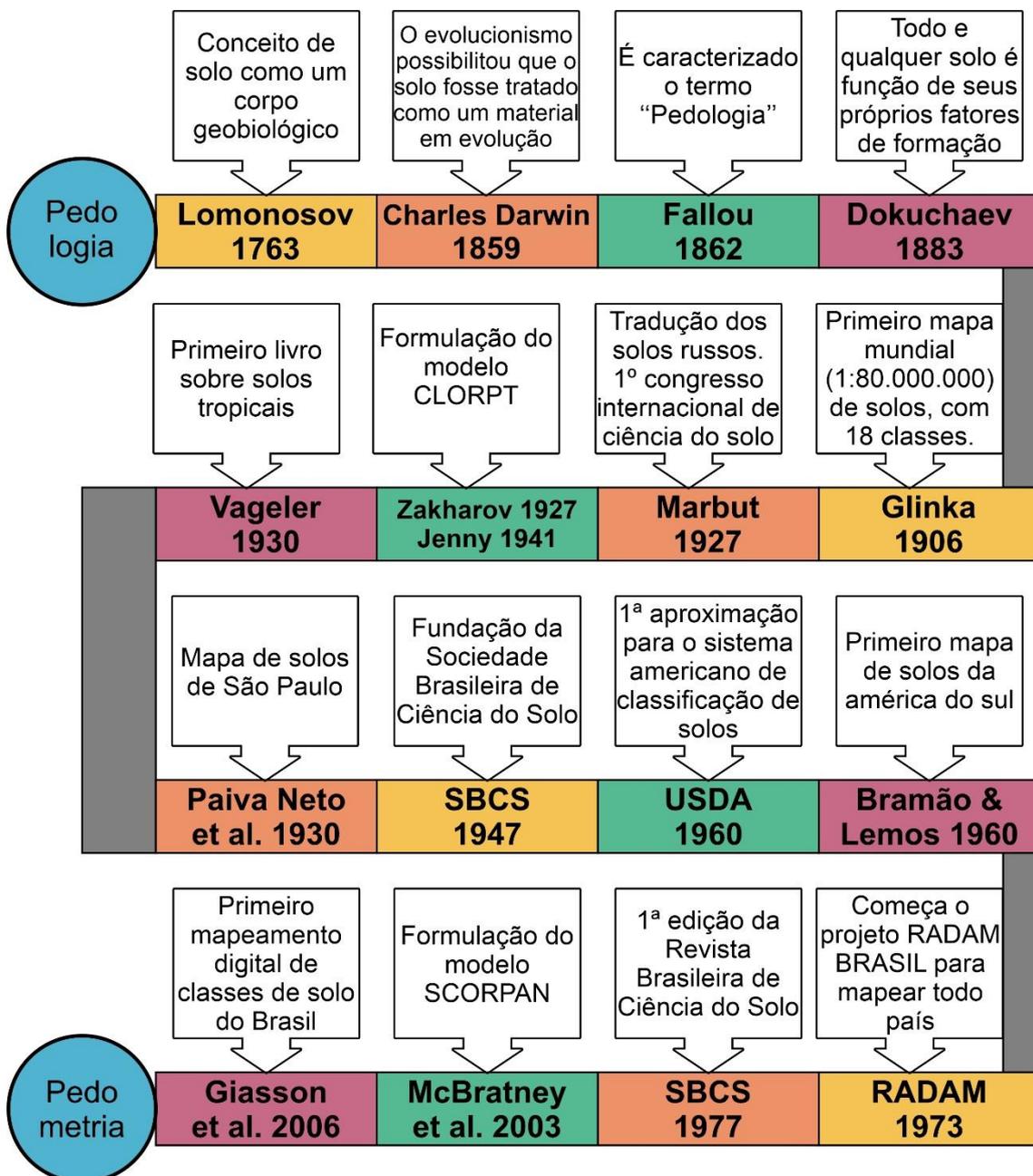


Figura 1 - Linha do tempo com destaques para os principais eventos no desenvolvimento da pedologia culminando nos estudos iniciais de pedometria no Brasil.

Com o avanço dos modelos quantitativos ficou mais evidente a importância e/ou necessidade de explorar grandes volumes de dados. O aproveitamento dos dados produzidos nos métodos tradicionais (dados legados), utilizando metodologias de amostragens como o *Latin Hypercube Sampling – LHS* para assegurar a qualidade, guiar as novas amostragens com

base nos pontos existentes e na variação das características da paisagem é essencial. Percebeu-se então, que estratégias de amostragens podem ser eficientes para cobrir todas as áreas de interesse e aprimorar regiões com baixa densidade de dados (CARRÉ; MCBRATNEY; MINASNY, 2007).

Com o aumento das possibilidades de covariáveis e resoluções espaciais para uso nas estimativas do MDS por volta de 2008, observou-se dificuldades computacionais para lidar com o volume de informações. Nesta perspectiva Schmidt; Behrens; Scholten, (2008), avaliaram o tamanho dos conjuntos de amostras e seus efeitos nas modelagens, visando reduzir o esforço amostral e manter ou aumentar a precisão das predições. Os autores constataram que o método de amostragem é importante quando combinado com técnicas de redução de dados para preservar os aspectos chave do grupo amostral. Estas considerações são corroboradas por estudos de Hartemink; Mendonça-Santos; Mcbratney, (2008), Arrouays; Lagacherie; Hartemink, (2017) e Hendriks et al. (2019).

As diferentes escalas de trabalho influenciam diversos aspectos do planejamento e execução dos mapeamentos, desde o design amostral, número de amostras e desempenho de modelo. Mora-Vallejo et al. (2008) testaram o uso do mapeamento digital de argila e carbono orgânico para fins de reconhecimento (escala baixa) em uma área de estudo de 13.500km² com amplitude altimétrica de 400 a 2100m e com predomínio de solos profundos. Este estudo partiu da premissa de que as informações disponíveis, na época, não contemplavam as características da área, seja em escala ou características ambientais. Portanto, os autores puderam constatar que com a complexidade de fatores do ambiente e com as 95 amostras coletadas, o MDS conseguiu estimar o carbono orgânico do solo com variância de 0,02% nos valores médios de 0,82% e para a argila com variância de 123% e valores médios de 58%. A baixa densidade amostral (~142km²/amostra) e a variabilidade da área foram as justificativas utilizadas para a baixa acurácia, apesar disso, os resultados foram interpretados como satisfatórios a nível de reconhecimento e demonstrada a eficiência do MDS nesta categoria.

Nesta mesma linha de pesquisa, Triantafilis et al. (2009) avaliaram a capacidade de troca de cátions (CTC) do solo a nível de campo, usando indução eletromagnética e um modelo de regressão espacial hierárquico. Os autores

utilizaram uma propriedade produtora de algodão com extensão de 26ha (0,26km²) e coletadas 33 amostras de calibração (~0,008km²/amostra). Nesta condição, foi possível verificar que a diferenciação dos horizontes superficiais (arenosos ou argilosos) é imprescindível para correta estimativa da CTC, além disso, foi possível observar que a CTC era afetada pela proximidade com reservatórios de água que alteravam a condutividade hidráulica pontualmente, causando uma variação nos mapas estimados.

Com o desenvolvimento da pedometria novas dúvidas surgiram quanto às estratégias de amostragens, visto que, o método de caminhamento livre utilizado no mapeamento convencional de solos poderia ser atualizado para corresponder aos métodos digitais. Nesta perspectiva, as diferentes abordagens nas localizações dos pontos amostrais ocasionam diferentes estimativas de incerteza. Para estudar tal fenômeno, Grimm e Behrens (2010) avaliaram a estimativa de incerteza associada a diferentes tratamentos no conjunto amostral, dessa forma normalizaram as amostras retirando os *outliers* (pontos fora da curva) e obtiveram resultados positivos na avaliação da incerteza, aumentando a precisão e acurácia geral das estimativas. Além disso, essas metodologias têm maior valor em usos de dados legados, dada a variabilidade natural destas informações.

Com a praticidade do MDS de utilizar informações diversas em seu processo de treinamento, novos dados começaram a ser englobados e analisados. Uma das alternativas para expandir as técnicas que contribuem para melhor caracterização dos solos é a espectroscopia, na forma de assinaturas espectrais dos solos. Bellinaso, Demattê e Romeiro (2010) formularam uma biblioteca espectral de solos agrícolas do Brasil utilizando amostras de diferentes horizontes em diversos municípios dos estados de São Paulo, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais e Goiás, totalizando amostras de 233 perfis de solos descritos. Com as amostras, traçou-se a assinatura espectral entre 350 e 2.500nm (nanômetros). Com estes dados os autores conseguiram encontrar padrões espectrais para argilominerais 2:1, óxidos de ferro, hematita, goethita, gipsita, além de outros atributos dos solos, e a partir disto, diferenciar e inferir as classes de solos em primeiro nível categórico. Por fim, a biblioteca espectral possibilitou que fosse observado a relação inversamente proporcional da matéria orgânica e

óxidos de ferro com a reflectância do solo, bem como o grau de desenvolvimento pedogenético que é inversamente proporcional à reflectância do solo.

Nesta mesma linha, Brodský et al. (2011) formularam uma biblioteca espectral de solos, que consiste em um banco de dados com assinaturas espectrais de diferentes tipos de solos da República Tcheca. Estes dados foram utilizados para formular mais dados que servem como entrada (*input*) nos modelos quantitativos do mapeamento digital. A medição da assinatura espectral dos alvos variou entre 350 e 2.500nm. Para cada assinatura foram atribuídas informações para complementar o banco de dados, tais como: latitude, longitude, classe de solo, material de origem, uso da terra, altitude, declividade e análises químicas e físicas, dessa forma, eram associadas diversas informações que complementavam os modelos para melhorar a calibração e validação dos dados.

No MDS, grande parte das informações provém dos modelos digitais de elevação que contemplam o fator “r” do modelo SCORPAN. O desenvolvimento e atualização destes modelos ao longo do tempo levou ao aperfeiçoamento das resoluções espaciais desta informação e de todas suas derivações. Para entender as diferentes resoluções de modelos digitais de elevação e seus impactos no MDS, Cavazzi et al. (2013) avaliou o impacto da resolução espacial na estimativa de classes de solo utilizando ANN e RF.

Neste sentido, o tamanho do pixel dos MDEs ocasiona dois problemas principais: Resoluções espaciais muito altas, isto é, pixels com área menor, geram muito “ruído” que aumentam a incerteza dos modelos preditos, em contrapartida, resoluções espaciais muito baixas generalizam demais o terreno e escondem características locais para a estimativa. Ao realizar este estudo os autores evidenciaram que nem sempre resoluções mais altas resultam em resultados melhores, e que estes advêm do uso balanceado da resolução espacial de acordo com a morfologia da paisagem da área.

No Brasil, os impactos dos modelos digitais de elevação também foram avaliados. Teske, Giasson e Bagatini (2014) compararam o uso dos modelos digitais de elevação ASTER GDEM v2 (30m), SRTM v4.1 (~90m), TOPODATA (30m, obtidos por interpolação), Brasil em Relevo (90m) e interpolações das curvas de nível em resolução de 30m e 90m. Destes 6 modelos digitais de elevação foram extraídas 12 variáveis preditoras as quais foram processadas pelo modelo *Simple Cart* que consiste em uma árvore de decisão e os resultados

demonstraram que os modelos com menor resolução espacial apresentaram as melhores acurácias e as variáveis preditoras com melhor desempenho foram a altitude, declividade, comprimento de fluxo e orientação da vertente.

Resgatando uma das primeiras suposições do modelo *CLOPRT* e *SCORPAN*, a capacidade de extrapolar informações do solo para paisagens semelhantes, Höfig, Giasson e Vendrame (2014) realizaram a extrapolação de mapas entre áreas fisiograficamente semelhantes com MDS. Os autores utilizaram os municípios de Sentinela do Sul (~28.196ha) usado como referência e Cerro Grande do Sul (~32.474ha) como área extrapolada. O TOPODATA foi a base utilizada para análise de relevo e o modelo preditivo usado foi a árvore de decisão *Simple Cart*, com estes dados foram avaliadas as concordâncias dos mapas digital com o mapa convencional de Sentinela do Sul e avaliada a verdade de campo com 100 observações para o município de Cerro Grande do Sul. A partir disto, foi observado que a extrapolação dos mapas em áreas fisiograficamente semelhantes é satisfatória e permite gerar mapas com acurácia superior a 75%.

Com o acesso cada vez maior da população a tecnologias como *Smartphones*, *internet*, *Google Earth* e diversas ferramentas digitais, os indivíduos passaram a ter uma importância muito grande na possível coleta de informações sobre o solo. Nesta perspectiva, Rossiter et al. (2015) avaliaram formas com as quais os cidadãos locais pudessem colaborar com o mapeamento digital de classes e propriedades do solo. Para demonstrar projetos eficazes neste segmento são exemplificados o *MySoil*, um aplicativo para celular que serve como banco de dados onde o usuário insere informações do tipo de rocha, tipo de solo, textura, acidez, matéria orgânica, uso da terra e fotos da área, tudo isso é feito de forma simples para que usuários diversos tenham acesso a ferramenta e então estas informações são repassadas ao serviço geológico britânico para melhorar seus mapas de solos e informações associadas. Estas formas de interação entre população e projetos científicos oferecem grandes oportunidades para captação de dados, mas enfrenta alguns empecilhos, tais como: A ciência do solo não possui o mesmo engajamento de outras áreas; a visualização e identificação das características do solo são complicadas e em geral demandam esforço em campo. Através destas características os autores “delimitam” o que seriam os perfis ideais para fornecer estas informações, onde

peessoas ligadas a agricultura, planejamento urbano e engenharia civil contemplam os conhecimentos necessários para tal atividade. No Brasil, alternativas desta natureza também são exploradas, com o aplicativo SmartSolos em desenvolvimento pela Embrapa Solos (Rio de Janeiro) em parceria com a Embrapa Informática Agropecuária (SP) (DIAS, 2016).

O conhecimento das classes ou atributos do solo é também, uma informação de base para estudos de proteção ambiental. No contexto das modelagens hidrológicas, as propriedades do solo são um fator crítico para o controle do escoamento superficial e balanço hídrico, portanto, as modelagens hidrológicas são intrinsecamente ligadas ao mapeamento de propriedades do solo. Para verificar esta relação, Tavares Wahren et al. (2016), analisaram o impacto de se utilizar um mapa de solos advindo do mapeamento digital comparado ao mapa de solos tradicional no modelo *SWAT (Soil and Water Assessment Tool)*. Para isso, utilizaram como recorte geográfico em uma bacia hidrográfica de Portugal com 404km² onde a precipitação anual média era de 1.400mm, amplitude altimétrica entre 10 e 1000m e declividade média de 44%. Com o uso do modelo *SoLIM (Soil Land Inference Model)* analisaram as relações entre o atributo de solo e as covariáveis ambientais para então gerar um mapa de probabilidade de ocorrência ao longo de toda bacia hidrográfica.

A partir deste mapa digital e de um mapa tradicional de solo em escala 1:1.000.000 disponível na região, os autores constaram que o MDS resultou em 8 classes de profundidade do solo mapeadas, ao contrário das 2 unidades mapeadas com o levantamento tradicional levando a conclusão que a falta de precisão do mapa tradicional. O que ocasionou uma superestimativa na capacidade de armazenamento de água no solo, que quando corrigido pelo mapeamento digital possibilitou uma modelagem mais assertiva nos parâmetros de escoamento superficial. Estas conclusões são importantes pois embasam os estudos que utilizam ou utilizarão informações geradas pelo mapeamento digital, aumentando a confiabilidade e disponibilidade de dados para regiões de interesse econômico.

O mapeamento digital de atributos do solo tem bastante destaque nos trabalhos pois é uma informação direta e clara que proporciona mais agilidade para correções no solo ou para melhores técnicas de manejo. Em áreas com baixa densidade de dados existem dificuldades inerentes que limitam a

aplicabilidade dos modelos matemáticos. Por este ângulo, Beguin et al. (2017) realizaram a estimativa das propriedades do solo em uma floresta boreal do Canadá comparando abordagens espaciais e não-espaciais. A área de estudo contou com aproximadamente 500 perfis de solos distribuídos ao longo de 2.900.000km² e foram estimadas a densidade do solo, relação carbono/nitrogênio, teor de carbono e % de areia.

Com este conjunto de dados os autores formularam 3 especificações de modelagens, usando somente as covariáveis (sem atribuir relações espaciais a elas), usando somente as coordenadas como informações de entrada e utilizando as covariáveis associadas a latitude e longitude de cada ponto. Com estas características os autores observaram que o modelo misto entre covariáveis e coordenadas obteve melhor desempenho, associando as características do terreno com as posições espaciais de ocorrência e fornecendo mais informações relevantes ao modelo preditivo, aumentando entre 10 e 100% o coeficiente de concordância.

Desde a pedologia clássica sempre houve alternativas para comunicar as incertezas associadas ao mapeamento realizado, seja por meio da escala de mapeamento, densidade de amostras, nível categórico mapeado ou mapeamento de unidades associadas. Com a pedometria essa necessidade pôde ser trabalhada de outra forma, oferecendo mapas de incerteza baseados na precisão do modelo em cada célula analisada. Para estudar a estimativa da incerteza no MDS, Vaysse e Lagacherie (2017) estudaram o uso da floresta de regressão quantitativa (*Quantile Regression Forest – QRF*) para estimativa de argila, carbono orgânico e pH em uma área de estudos na França com 27.236km² de extensão e com densidade amostral de 1/13,5km². Os resultados da QRF foram comparados com os da Regressão de krigagem (*Regression Kriging – RK*). Com este estudo os autores constataram que o QRF superou o RK na estimativa de incerteza, com melhores desempenhos mostrados por gráficos de precisão e com padrões espaciais mais plausíveis para as variações de incerteza previstas, em contrapartida, o uso de RK é recomendado quando houver uma densidade amostral grande, sendo suficiente para cobrir grande parte da área de estudo.

Com o amplo uso de dados de entrada para os modelos matemáticos, as informações de sensores remotos também foram efetivamente usadas para

melhorar a capacidade preditiva destes modelos. No Brasil, Chagas et al. (2018) mapearam a capacidade de troca de cátions (CTC) com o uso de covariáveis derivadas do satélite Landsat 5 TM nas bandas de 1 a 7, NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), $b3/b2$, $b3/b7$ e $b5/b7$ e o mapa de solos da região como variável qualitativa. Este conjunto amostral possuía 499 amostras de solo (1/13,02km²) que foram aleatoriamente divididas entre treinamento (375 amostras) e validação (124 amostras). Estes pontos contemplaram o município de Juazeiro (BA) com área de 6.501km², relevo plano e com predomínio de Vertissolos, Cambissolos e Planossolos. Desta forma os autores observaram que o mapeamento da CTC nestas condições forneceu resultados satisfatórios, com a variação sendo explicada em 48,57% pelas covariáveis utilizadas e uma raiz quadrada do erro-médio (*root-mean-square error – RMSE*) de 8,27 cmol_c kg⁻¹.

Com aproximadamente duas décadas de produção científica difundida, já pode-se observar diversas virtudes do MDS, mas também já foram evidenciados alguns aspectos negativos que o uso desordenado da metodologia pode ocasionar. Na busca por elencar os aspectos positivos e negativos, Arrouays et al. (2020) abordam as práticas boas e “não tão boas” do MDS, em primeiro momento destacando as vantagens que o MDS trouxe sobre o MCS como a capacidade de mapear os atributos do solo; estimar a incerteza associada a estas estimativas; a capacidade de reprodutibilidade, atualizações e automatizações; a relação de custo/benefício e o tempo; e a quantificação da importância de cada fator dentro da estimativa do atributo ou classe de solo. Neste contexto, as percepções negativas ficam a cargo da sensação de obsolescência dos mapas convencionais, a qual não é concreta pois os mapas convencionais são a base de diversos mapas digitais e ainda hoje fundamentam bases sólidas de comparação.

Outro problema seria a produção de mapeamentos digitais sem os devidos cuidados, produzindo informações sem observações a campo suficientes; usando muitas covariáveis ambientais sem pontos de amostragem suficientes; não representar a incerteza estimada; ignorar técnicas de validação cruzada; usar covariáveis irrelevantes. Estes problemas tendem a ser solucionados pelos crivos científicos, mas ainda podem ocasionar informações dúbias nos meios privados. Desta forma, os autores sugerem que o MDS veio

para revolucionar a produção de informações espaciais do solo e promover o desenvolvimento geral do conhecimento, também se destaca que a divulgação das “boas-práticas” é fundamental para que não se desenvolva o conceito de que o MDS não precisa de trabalho a campo ou conhecimentos técnicos de pedologia.

Todos estes estudos formularam os conhecimentos científicos disponíveis na atualidade, e, de certa forma, indicam os campos futuros de pesquisa. Os estudos mais recentes, como o de Bjørn Møller et al. (2021), indicam como principal proposta o maior detalhamento de mapas de solos, combinando dados de sensores com mapas de solos com escala pouco detalhada. Dessa forma, os modelos são treinados com dados observados em escalas de campo e usados para estimar grandes áreas, assim, os autores puderam apresentar um método para estimar argila e matéria orgânica do solo (MOS) por indução eletromagnética e imagens aéreas sem a necessidade de amostragem de solo no local. Também foi observado que, de maneira geral, para as cinco áreas agrícolas da Dinamarca o método estimou com maior precisão os dados do que os mapas prévios em escala nacional. Nestes estudos percebe-se uma das vantagens que o MDS oferece, entregando aos profissionais maior capacidade de atualização permanente das informações e constante evolução na forma de analisar dados.

2.2. Mapeamento digital de classes de solos

O MDS, em uma de suas vertentes, aborda a estimativa de unidades de mapeamento a partir de covariáveis ambientais correlacionadas a perfis de solo e pontos de observação de campo que fornecem os dados de validação das estimativas. Mapear a distribuição espacial das classes de solo é algo essencial para o desenvolvimento eficiente de uma região e é o objeto de estudo da pedologia a muitos anos com as elaborações dos mapas coropléticos. Para tanto, o desenvolvimento de pesquisas visando estes fins é importante.

O uso de um elevado número de covariáveis preditoras pode mascarar as reais importâncias, e levar a uma análise enganosa dos dados, neste sentido, Ten Caten et al. (2011), aplicou a análise de componentes principais (ACP) para selecionar e diminuir as variáveis aplicadas ao modelo preditivo. Os autores observaram uma significativa redução no número de variáveis, porém, esta redução ocasionou uma perda potencial na capacidade preditiva dos modelos, uma vez que as variáveis restantes são pouco relacionadas com as classes de solo.

No Irã, Mosleh et al. (2017), avaliaram a acurácia da predição das classes de solo a nível categórico de família enquanto utilizavam diferentes modelos e identificavam as principais covariáveis ambientais que explicavam a distribuição espacial de suas classes de solos. Neste estudo, observou-se que os diferentes modelos possuem a capacidade de estimar todos os níveis categóricos observados, porém em níveis mais elevados a acurácia diminui consideravelmente, além disso, as covariáveis relacionadas ao relevo se mostraram superiores ao estimar as classes de solo.

A carência por dados de solos em escalas mais detalhadas é uma demanda contínua e neste sentido, o MDS pode fornecer alternativas como a desagregação de unidades de mapeamento em escalas menos detalhadas. Vincent et al. (2018) desagregaram unidades de mapeamento complexas em escala 1:250.000 em uma área de estudo com 27.040km² localizada no Noroeste francês, usando covariáveis ambientais com resolução espacial de 50m, estes dados possibilitaram que as unidades complexas fossem separadas em unidades simples e resultassem em um mapa com maior capacidade de detalhamento, a acurácia geral também variou de 41 a 72%. É fundamental, em

especial no Brasil, a ressignificação de dados com escalas menos detalhadas, pois aumenta a cadência de gerar informações mais detalhadas ao mesmo tempo que atualiza e corrige estes dados.

Bacias hidrográficas brasileiras com características montanhosas e relevos complexos ainda representam desafios para o MDS, analisando esta questão, Silva et al. (2019) avaliaram a regressão logística multinomial, árvore de decisão *c5* e *random forest* como modelos preditores e seus efeitos com a amostragem adicional de classes de solos menos representativas. Observaram que, o melhor modelo foi o *random forest* com amostragem adicional por fotointerpretação, além disso, os atributos de terreno gerados a partir do relevo com resolução espacial de 20m foram os mais eficientes para estimar as classes de solo.

Um ponto sempre importante no MDS é o conjunto amostral, é a partir deste conjunto que serão selecionadas as posições espaciais e os valores bases para as etapas de calibração e validação. Abordando a questão do balanceamento de amostras no mapeamento digital de classes de solos, Sharififar et al. (2019) avaliaram o impacto do desbalanceamento entre as classes de solos e os pontos de amostragem, o que possivelmente levaria a equívocos na estimativa final. Para testar este efeito, os autores utilizaram 3 modelos de predição (*Decision trees – DT*, *Random forest – RF* e *Multinomial logistic regression – MNL*) com 2 conjuntos amostrais cada, um balanceado e outro não. Com este teste foi observado que os índices de confusão sempre foram menores nos modelos que utilizaram dados balanceados para as classes de solos, sendo os mais precisos e estimando corretamente as classes minoritárias. Quando comparado os modelos, o DT obteve o melhor desempenho geral tanto na fase de treinamento quanto de validação e o RF superestimou as classes majoritárias da área. Estudos como este evidenciam que o planejamento prévio e o conhecimento da área são essenciais para melhor direcionar as etapas de campo de um projeto, realçando os conhecimentos técnicos de campo.

Quanto ao Brasil, na atualidade, pesquisas exploram se especialistas podem usar seus conhecimentos para selecionar covariáveis e, a partir disso, aumentar a precisão das estimativas em áreas de paisagens complexas na região sul do Brasil (MOURA-BUENO et al., 2019). Os resultados avaliados pelos

autores indicaram que o especialista é capaz de aumentar o desempenho do conjunto de covariáveis dos modelos na predição de classes de solo em paisagens complexas, além disso, o modelo *random forest* se mostrou o melhor preditor dentre os modelos analisados (árvore de decisão, regressão logística múltipla e máquina de vetor de suporte).

3. Hipóteses

- I. O mapeamento digital de solos é capaz de estimar as classes de solo classificadas a 4º nível categórico com incerteza abaixo de 50% e utilizando o mapeamento convencional como referência da posição das classes da área de estudo, considerando que as informações foram obtidas pelo método de caminhamento livre e com densidade amostral de 1/3,9km².
- II. É possível utilizar áreas de referências de classes de solos, como um levantamento de solos baseado em um modelo digital de elevação com 30m de resolução espacial, extrapolando o mesmo modelo de treinamento utilizado para regiões fisiográficas semelhantes, identificando o padrão de distribuição das classes de solo com base no mapa de referência convencional em escala 1:50.000.

4. Objetivos

4.1. Gerais

O estudo 1 visa realizar o mapeamento digital de classes de solo, observando a importância desta predição dentro do contexto de estudos nacionais que estão sendo desenvolvidos. Para tal, será calibrado o modelo com 156 pontos com informações coletadas a campo pelo método de caminhamento livre e classificados a 4º nível categórico dentro do sistema brasileiro de classificação de solos. O modelo será treinado com o *Random Forest*, terá o processo interno de validação cruzada nos dados e a partir dos índices de incerteza associados a predição e validação do modelo e a relação com o

mapeamento convencional de referência da área será determinada a eficácia do estudo.

Dentro do estudo 2 tem-se o propósito de gerar os mapas digitais de classes de solo, a partir dos modelos calibrados para uma porção dos 156 pontos de amostragem levantados na área de estudo dentro das cartas topográficas em escala 1:50.000, são elas: SH.22-V-B-I-3 (Passo Fundo – MI 2918/3), SH.22-V-B-I-4 (Marau – MI 2918/4) e SH.22-V-B-IV-1 (Nicolau Vergueiro – MI 2934/1). Os índices de incerteza serão avaliados a partir do comportamento da incerteza para a área conhecida e comparado a área extrapolado.

4.2. Específicos

- I. Avaliar o conjunto amostral de dados das classes de solo;
- II. Gerar as covariáveis ambientais e derivadas dos sensores remotos Landsat8/OLI;
- III. Analisar os valores preditos e suas incertezas para identificar as áreas com pior desempenho preditivo;
- IV. Identificar a importância das covariáveis nos modelos de predição e as relações com as variáveis estimadas.

5. Estudo 1 – Mapeamento digital de classes de solos utilizando bases de dado legado em escala de município.

5.1. Introdução

A segurança alimentar e ambiental é um tema recorrente na literatura mundial (FAO, 2012; KOCH et al., 2013; MCBRATNEY; FIELD; KOCH, 2014; ZHANG; LIU; SONG, 2017) e para tal, o conhecimento do solo é essencial para o desenvolvimento de uma região pronta para lidar com estas questões.

Com este intuito, prover uma informação de base como a distribuição espacial das classes de solo a 4º nível categórico torna-se de extremo valor para elevar os níveis de produtividade agrícola (DAZZI et al., 2019; MINASNY et al., 2020). A forma mais eficiente de formalizar esta base de dados que é necessária para dar suporte ao desenvolvimento econômico sustentável e aumentar a capacidade produtiva das áreas é com um mapeamento de solos em escala adequada e precisa.

Com as alternativas de mapeamento de solos variando entre o mapeamento convencional e o mapeamento digital de solos, que consiste no modelo SCORPAN e da integração entre as geotecnologias, estatística e pedologia (LIMA et al., 2013), a aplicação de ambos os métodos é válida, porém o mapeamento digital se sobressai pela capacidade de prover uma grande gama de informações que vão além do mapa de classes de solo, tais como mapas de carbono (OWUSU et al., 2019), argila (ZERAATPISHEH et al., 2019) e demais dados derivados das análises de solo.

Em contrapartida, o volume de informação é determinante para uma adequada aplicação dos métodos de mapeamento digital de solos (MCBRATNEY et al., 2002), para suprir esta demanda há os dados legados, aos quais, são informações já existentes provenientes de mapas, análises laboratoriais ou descrição de perfis de solo (OMUTO; NACHTERGAELE; ROJAS, 2013). Uma das grandes importâncias no uso destes dados está no fato desse tipo de informação já estar disponível para o uso, não necessitando realizar novas coletas a campo, nem novas análises em grandes áreas.

Desta forma o processo de elaboração de um MDS tende a ser mais barato e mais rápido do que a elaboração de um mapa convencional sem a utilização dessas informações (STUMPF et al., 2016), o que pode,

principalmente em países em desenvolvimento, gerar informações para planejamento e levantamento de recursos pedológicos para pesquisa e desenvolvimento (SULAEMAN et al., 2013).

Os dados legados podem se apresentar de diversas formas, tanto em polígonos através de mapas de solos já delimitados, quanto em pontos que representam perfis previamente descritos. Estas variações alteram os resultados nos modelos de predição, possibilitando uma maior precisão para os modelos derivados de polígonos em virtude da maior densidade de áreas de treinamento, do mesmo modo, nas predições a partir de polígonos a sensibilidade as variações da paisagem é menor, visto que há uma homogeneização do polígono em relação ao ambiente. No caso de informações pontuais, as características da paisagem são mantidas em sua totalidade, apesar de, geralmente, possibilitar uma menor densidade de treinamento (HEUNG; HODÚL; SCHMIDT, 2017).

Os estudos para levantamento e mapeamento de solos disponíveis são, em geral, em escalas pouco detalhadas como o projeto RADAM BRASIL que traz informações de aproximadamente todo território nacional com escala 1:750.000 (BRASIL, 1986). Estas informações não permitem aos gestores urbanos ou produtores rurais que realizem inferências a campo ou detalhem um melhor manejo e conservação das áreas. Para isso, novas alternativas surgem a fim de prover novas informações com escalas mais detalhas e suprirem esta demanda, deste modo, o PRONASOLOS (POLIDORO et al., 2016) visa a retomada dos levantamentos pedológicos em diferentes escalas para suprir as demandas oriundas dos governos federais, estaduais e municipais, sendo atualizados e disponibilizados a população em geral. Além disso, o PRONASOLOS prevê a capacitação de diversos técnicos para atuar nas várias etapas de execução e a parceria com instituições de ensino e pesquisa para atuação em determinadas competências, desenvolvendo assim os cursos de graduação, pós-graduação e pesquisadores em geral.

Considerando o que foi exposto, ficam claros os benefícios que o conhecimento das informações acerca das classes de solos nos mais diversos níveis de detalhe trazem ao País, Estado ou Município. Logo, avaliando os métodos na vanguarda do conhecimento e contribuindo para os dados de base do PRONASOLOS, o mapeamento digital de solos pode ser empregado para testar, avaliar e direcionar os esforços de projetos futuros, além de oferecer

informações igualmente precisas para o município de Marau na estimativa das classes de solo à 4º nível categórico com incerteza abaixo de 50%. Para isso, este estudo visa realizar o mapeamento digital de classes de solo, calibrando o modelo com 156 pontos com informações coletadas a campo pelo método de caminhada livre e classificados a 4º nível categórico dentro do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos e treinando o modelo com o Random Forest.

5.2. Metodologia

5.2.1. Caracterização da área de estudo

A área de estudo foi definida com base no projeto encaminhado à Embrapa Clima Temperado por meio da Secretaria Nacional de Segurança Alimentar e Nutricional (SESAN) ligada ao Ministério da Cidadania, onde foi solicitado um zoneamento edafoclimático de culturas para os municípios de Gravataí e Marau, no estado do Rio Grande do Sul. Tendo como finalidade melhorar as condições de desenvolvimento e planejamento municipais bem como futuras tomadas de decisões. Neste sentido, o Município de Marau (Figura 2) foi escolhido como área de estudo por ter possibilitado maiores expedições de campo e conhecimento da relação solo paisagem da área.

O Município de Marau localiza-se na região Norte do Rio Grande do Sul e a Sudeste do Município de Passo Fundo (Figura 2), entre as longitudes $-52^{\circ} 30'$ e $-52^{\circ} 05'$ e latitudes $-28^{\circ} 40'$ e $-28^{\circ} 15'$ e localiza-se na região fisiográfica do Planalto. Seu território cobre em torno de 649 km², com aproximadamente 45.000 habitantes conforme dados do IBGE de 2015. A base econômica do município é constituída por empreendimentos frigoríficos, com destaque nacional no setor de alimentos e pela produção de grãos de soja, trigo e milho.

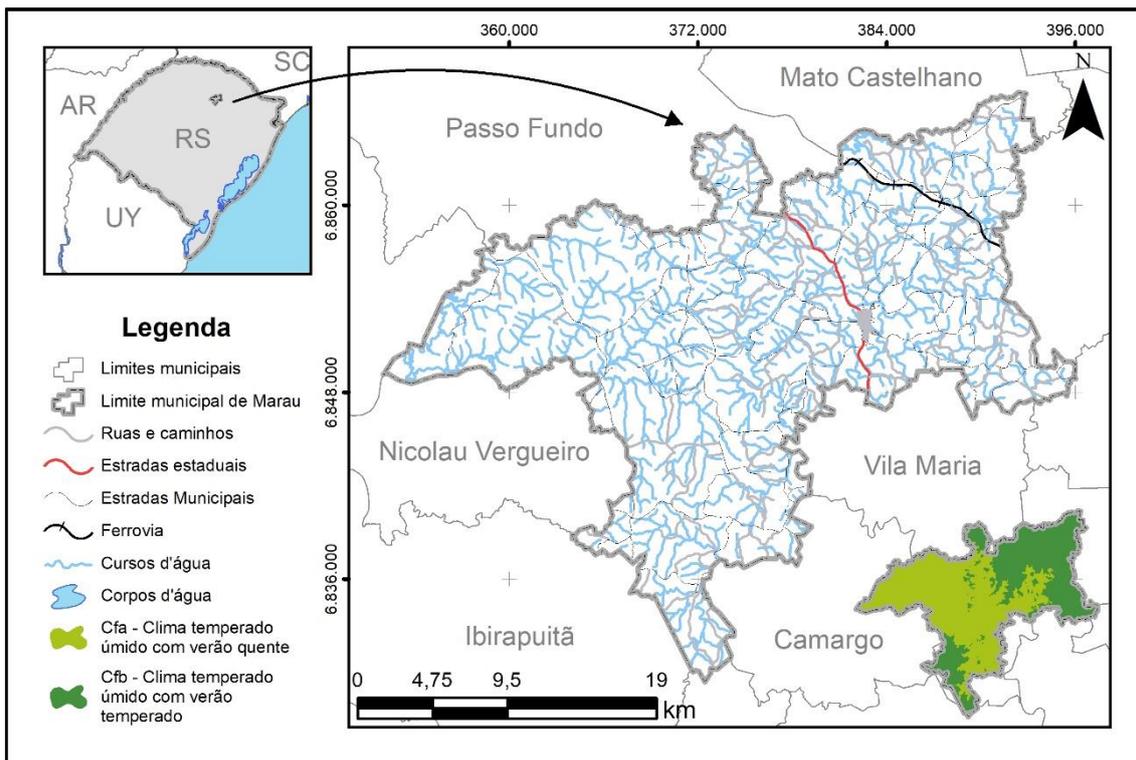


Figura 2 - Localização do Município de Marau - RS, com detalhe na variação entre os climas Cfa e Cfb da região. Fonte: Elaborado pelo autor.

O clima do município é classificado como Cfa (Clima temperado úmido com verão quente) e Cfb (Clima temperado úmido com verão temperado) conforme (Figura 2) (ALVARES et al. 2013). A temperatura média apresenta valores menores nas partes altas e declivosas e valores mais elevados nas partes baixas do município, com presença de corpos hídricos. Com uma configuração próxima, a temperatura média máxima mantém padrão semelhante com variação de temperatura de 27 a 29 °C. Esse padrão fica muito parecido para a média de outono. A temperatura média na primavera apresenta baixos valores nos extremos declivosos do município. Já as horas de frio variam de 251 a 300 horas nas partes baixas e de 301 a 350 horas nas partes de altitude moderada a alta e declivosas.

Para caracterização dos solos da área de estudo foi realizado um levantamento de solos semidetalhados (escala 1:50.000) ao qual é referência para os resultados do mapeamento digital deste estudo (Figura 3). O levantamento convencional foi realizado conforme os procedimentos normativos para levantamentos pedológicos (SANTOS et al., 1995). A descrição das unidades de mapeamento (UM) são apresentadas no Anexo I e o relatório detalhado do levantamento de solos contendo a descrição dos perfis pode ser acessado em <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1126487> (FILIPPINI ALBA et al., 2020).

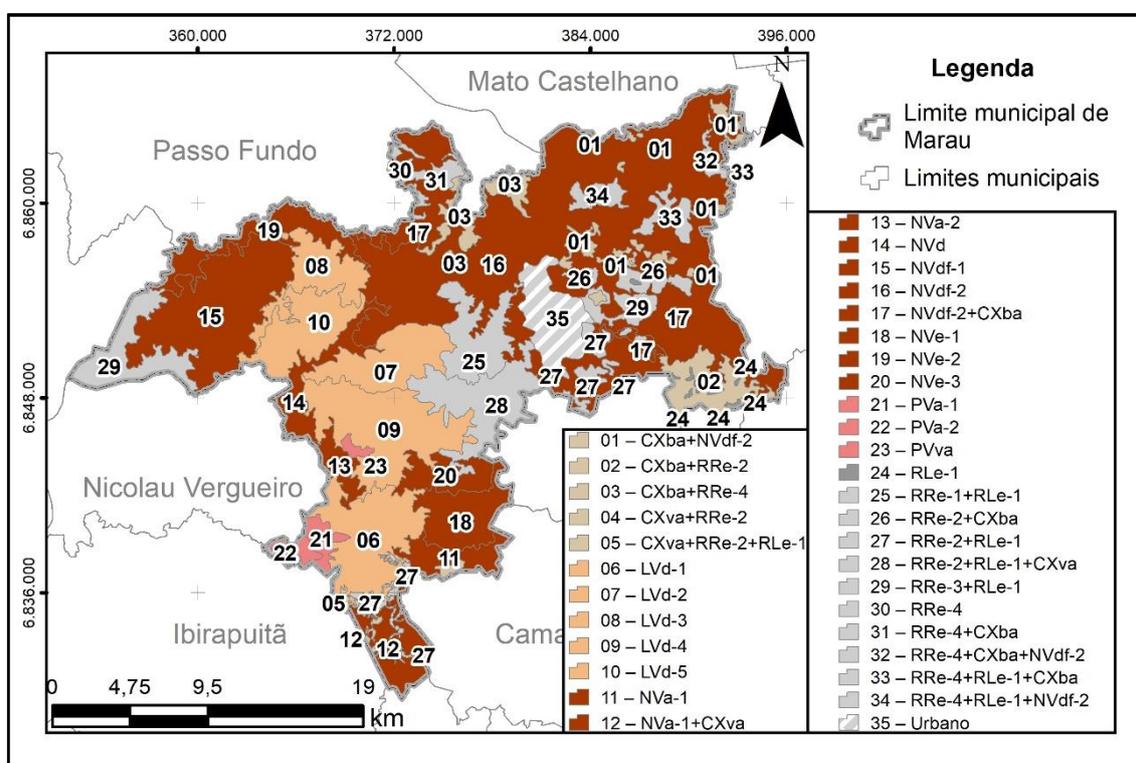


Figura 3 - Mapa semidetalhado de solos oriundo do mapeamento convencional do município de Marau, RS. Fonte: Adaptado de Filippini Alba et al. (2020).

A prospecção da área foi realizada pelo método do caminhamento livre, nas estradas do município, percorrendo toda a área e realizando observações e medições de campo sempre que havia indicação de mudança da classe de solo e/ou de seus atributos. Assim, as observações realizadas permitiram visualizar a sequência de distribuição dos solos na paisagem e estabelecer a legenda preliminar que, durante a fase de levantamento, sofreu os ajustes e correções necessárias. Ao todo, foram realizadas 156 observações de solos na área do

município de Marau, sendo 23 perfis completos descritos e 133 pontos de observação conforme mostrado na Figura 4.

Para obtenção dos dados de campo foram realizadas 5 expedições de campo. A primeira expedição ocorreu de 20 a 24 de agosto de 2018 e foi direcionada ao entendimento da relação solo-paisagem do local e o predomínio das classes de solo da região, foram realizados caminhamentos por grande parte das estradas do município e determinação dos locais para descrição de perfis. A segunda expedição ocorreu de 22 a 26 de outubro de 2018 e foi direcionada a descrição dos perfis previamente selecionados e aquisição de pontos de observação. A terceira expedição ocorreu 17 a 21 de dezembro de 2018 e deu continuidade a descrição de perfis e pontos de observação correlacionando a relação solo-paisagem do local.

A quarta expedição ocorreu de 30 a 04 de outubro de 2019 e já contava com uma legenda preliminar das unidades de mapeamento e foi direcionada a aquisição de perfis em áreas mais complexas e pontos de observação. Além disso foram realizadas atividades de divulgação científica para as comunidades de habitantes. A quinta expedição ocorreu de 25 a 29 de novembro de 2019 e foi realizada com base na incerteza gerada dos dados já levantados, ou seja, nesta expedição buscou-se áreas que eram fonte de incerteza oriundas das quatro expedições anteriores.

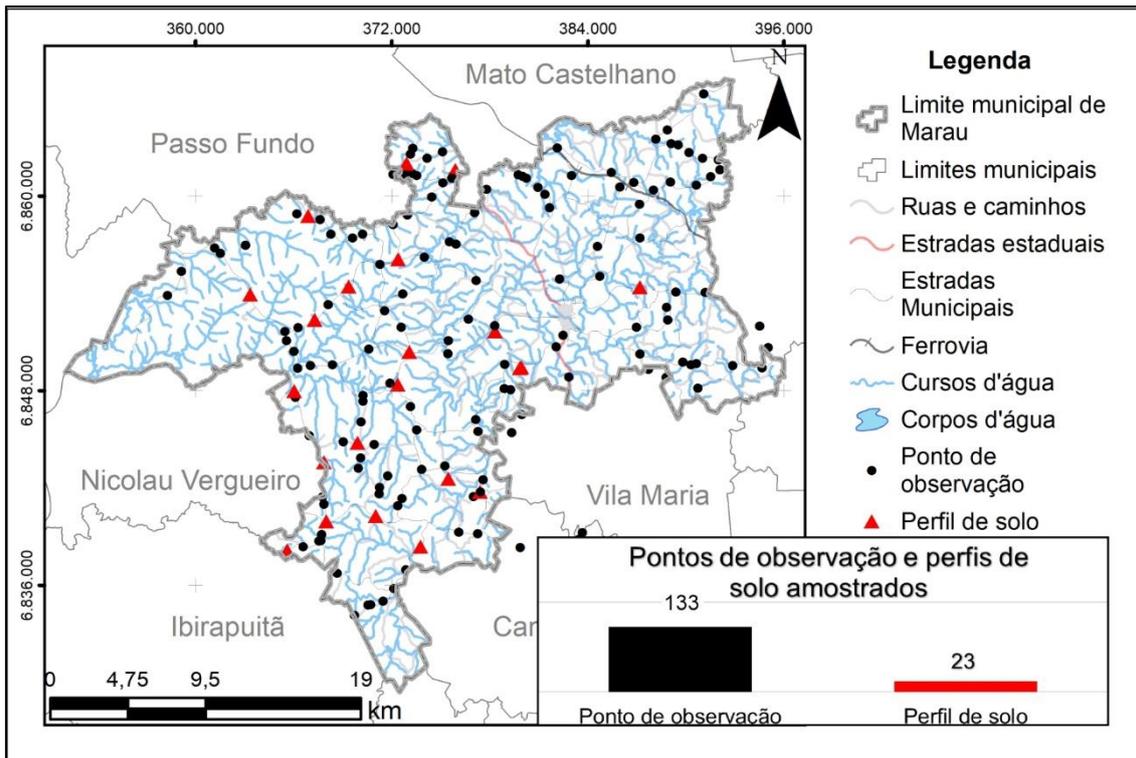


Figura 4 - Espacialização dos pontos e perfis utilizados nos processos de calibração e validação das modelagens. Fonte: Elaborado pelo autor.

Os perfis modais completos foram descritos e coletados conforme Santos et al. (2015), a caracterização química e física das amostras foi realizada de acordo com métodos descritos em Teixeira et al. (2017) (Anexo II) e a classificação taxonômica foi realizada de acordo com Santos et al. (2018). Além dos perfis modais, foram coletados perfis complementares (horizonte A e horizonte B), que também passaram por caracterização química e física. Em alguns pontos de observação não foram realizadas amostragens de solos, sendo assim, tão somente observadas características morfológicas dos horizontes A e B, drenagem do solo, relevo, geologia e vegetação. Por meio destas informações, foi estimada a classe de solo até segundo nível categórico do SiBCS (SANTOS et al., 2018).

Todos os pontos foram georreferenciados em campo com auxílio do GNSS associado aos *smartphones*. Para fins de caracterização geral das principais classes de solos encontradas na área de estudo é apresentado um mapa de solos (Figura 5) em 1º nível categórico.

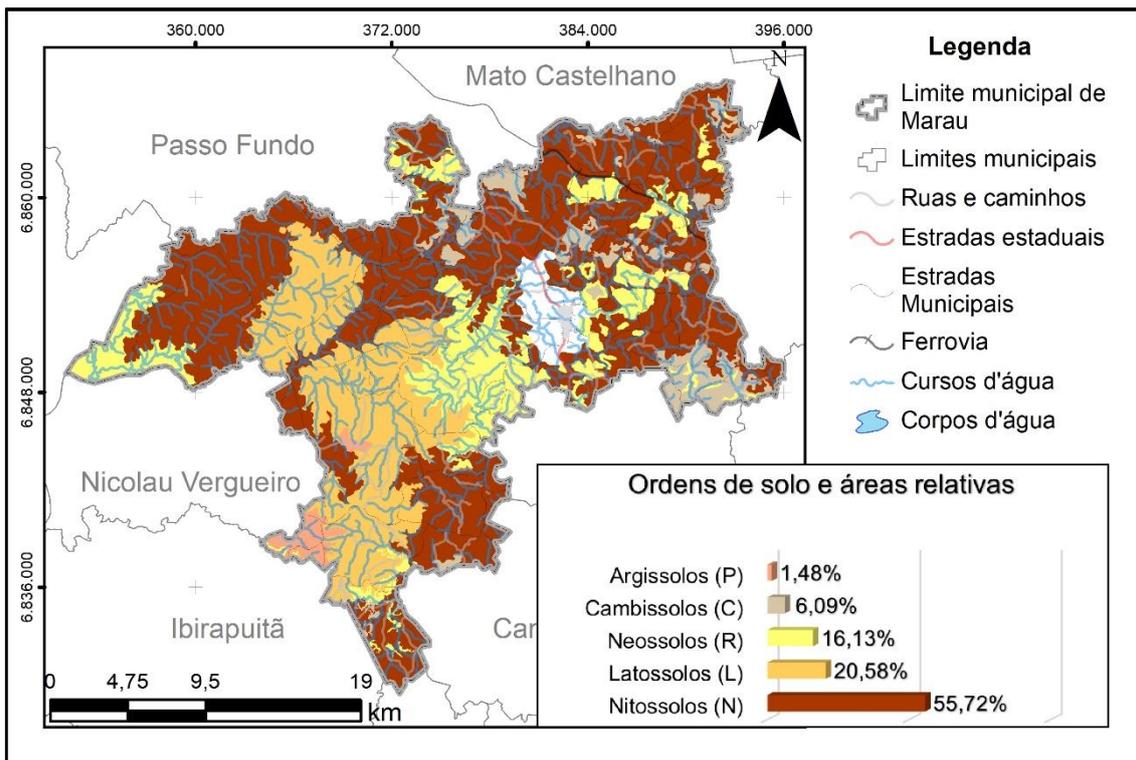


Figura 5 - Mapa de solos em 1º nível categórico do município de Marau com suas respectivas áreas relativas. Fonte: Adaptado de (FILIPPINI ALBA et al., 2020)

De maneira geral, ocorre o predomínio de Latossolos Vermelhos e Nitossolos Vermelhos em grandes extensões de áreas agrícolas na porção oeste do município, ainda há a presença de pequenas áreas com Argissolos Vermelhos. Na porção central e leste, predomina o relevo mais acentuado e conseqüentemente solos mais rasos e com condições de intemperismo diferentes, apresentando as unidades de mapeamento de Neossolos Litólicos, Neossolos Regolíticos e Cambissolos. O uso do solo se destina principalmente ao uso agrícola com plantio de soja no verão, e cobertura com aveia, pastagem ou trigo nos meses de inverno. O município também conta uma grande atividade industrial ligada aos frigoríficos, aviários e leiteiras, em geral, destinadas às áreas de relevos mais declivosos ou solos menos propícios aos cultivos anuais.

Quanto aos solos presentes na região, a classe dos Argissolos é caracterizada por possuir alta variabilidade morfológica, química e física, sendo sua principal característica a presença de horizonte superficial de textura média a arenosa e horizonte subsuperficial (Bt) com incremento de argila oriundo dos processos de formação do solo. Os Argissolos identificados no município de Marau apresentam seqüência de horizontes A, Bt e Cr, sendo solos profundos (>1 metro), de coloração vermelha, indicando boas condições de drenagem.

Todos possuem caráter alumínico, apresentando saturação por alumínio maior que 50% na maior parte do horizonte B, teores de alumínio trocável maior que $4 \text{ cmol}_c \text{ kg}^{-1}$ de solo no horizonte Bt (SANTOS et al., 2018). De acordo com Streck et al. (2018), este conjunto de atributos confere a estes solos baixa fertilidade natural e elevada toxidez por alumínio para a maioria das culturas.

As principais limitações desses solos referem-se à baixa fertilidade natural, devido à forte acidez, baixa soma de bases (S) e alta saturação por alumínio (alumínicos). Os altos teores de alumínio trocável ao longo de todo perfil são tóxicos para a maior parte da cultura anuais de grãos, pastagens e frutíferas. A correção da acidez e do alumínio pode ser realizada pela aplicação de corretivo (calcário) incorporado ao solo ou aplicado em superfície, dependendo do sistema de produção.

A principal limitação nas características físicas desses solos refere-se à textura média no horizonte superficial e argilosa no horizonte Bt. Isso condiciona maior suscetibilidade à erosão, pois a taxa de infiltração nesses horizontes é diferente, sendo mais lenta no horizonte Bt. A textura mais arenosa na superfície confere maior suscetibilidade a desagregação e dispersão das partículas de solo, favorecendo o escoamento superficial e a perda de solo. Assim, recomenda-se manter o solo sempre coberto com plantas de cobertura que produzam grande quantidade de palhada ao longo do ano, mas principalmente no período do inverno, onde as chuvas são mais frequentes nesta região. Nesse período pode ser utilizado o consórcio de aveia, nabo forrageiro e ervilhaca com objeto de proteger o solo contra o impacto da gota de chuva e, ao mesmo tempo, aumentar o teor de matéria orgânica.

A classe dos Cambissolos é caracterizada por possuir alta variabilidade morfológica, química e física, sendo sua principal característica a presença de horizonte superficial de textura média e horizonte subsuperficial (Bi) em processo de formação incipiente, apresentando fragmentos de rocha como principal característica.

As principais limitações nas características químicas desses solos referem-se à baixa fertilidade natural, altos teores e saturação por alumínio (alumínicos). Teores altos de alumínio trocável ao longo de todo perfil são tóxicos para a maior parte da cultura anuais de grãos, pastagens e frutíferas. A correção da acidez e do alumínio pode ser realizada pela aplicação de corretivo (calcário)

incorporado ao solo ou aplicado em superfície, dependendo do sistema de produção e dose recomendada para cada situação.

A principal limitação nas características físicas desses solos refere-se à menor profundidade em relação ao Argissolos, Latossolos, Nitossolos e textura média no horizonte superficial e argilosa no horizonte Bi. Isso condiciona maior suscetibilidade à erosão, pois a taxa de infiltração nesses horizontes é diferente, sendo mais lenta no horizonte Bi. A textura mais arenosa na superfície confere maior suscetibilidade a desagregação e dispersão das partículas de solo, favorecendo o escoamento superficial e a perda de solo. Assim, recomenda-se manter o solo sempre coberto com plantas de cobertura que produzam grande quantidade de palhada ao longo do ano, mas principalmente no período do inverno, onde as chuvas são mais frequentes nesta região. Nesse período pode ser utilizado o consórcio de aveia, nabo forrageiro e ervilhaca com objeto de proteger o solo contra o impacto da gota de chuva e, ao mesmo tempo, aumentar o teor de matéria orgânica.

A classe dos Latossolos Vermelhos é caracterizada por possuir baixa variabilidade morfológica, química e física, sendo sua principal característica a presença de horizontes com pouca diferença de coloração e ausência de incremento de argila dos horizontes superficiais para os subsuperficiais. Os Latossolos Vermelhos mapeados no município de Marau apresentam sequência de horizontes A, AB, BA, Bw e A, BA, Bw, sendo solos profundos (> 150 cm), de coloração vermelha, indicando boas condições de drenagem. Todos possuem caráter distrófico, apresentando saturação por base menor que 50% na maior parte do horizonte Bw (SANTOS et al., 2018).

As principais limitações desses solos referem-se à baixa fertilidade natural, devido à forte acidez, baixa soma de bases (S) em todo o perfil, associado a teores de alumínio variando de 1,5 a 3,5 $\text{cmol}_c \text{ kg}^{-1}$. Altos teores de alumínio trocável ao longo de todo perfil são tóxicos para a maior parte da cultura anuais de grãos, pastagens e frutíferas. Além disso, o teor de fósforo disponível para a plantas é muito baixo, devido à baixa reserva natural solo, associada aos teores elevados de óxidos de ferro, que fazem ligações específicas (adsorção específica) com o P_2O_5 , deixando-o indisponível para as plantas.

Esses solos não apresentam limitações físicas fortes, sendo observados em alguns casos problemas de mecanização agrícola devido aos teores

elevados de argila no horizonte superficial ($> 600 \text{ g kg}^{-1}$ de argila), que condicionam alta pegajosidade nos implementos agrícolas quando o solo se encontra muito úmido. Além disso, o tráfego de máquinas pesadas quando o solo se encontra nessa condição favorece a compactação e desestruturação do solo. A maior susceptibilidade à compactação, pode causar redução da taxa de infiltração nos horizontes superficiais, causando o escoamento superficial e provocando erosão laminar e entressulcos.

A classe dos Nitossolos Vermelhos é caracterizada por possuir baixa variabilidade morfológica, química, física e presença de horizontes com pouca diferença de coloração, conferindo aparência muito similar aos Latossolos Vermelhos. Suas principais características é a presença de horizonte B com uma estrutura mais desenvolvida (na forma de blocos angulares e/ou subangulares) com revestimento reluzente (cerosidade), que caracteriza o horizonte B nítico. Os Nitossolos Vermelhos mapeados no município de Marau apresentam sequência de horizontes A, AB, BA, B e A, BA, B, sendo solos profundos ($> 150 \text{ cm}$), de coloração vermelha, indicando boas condições de drenagem. Alguns perfis identificados no município apresentam caráter eutrófico, distrófico, distroférico e alumínico, sendo as características de cada um discutidas separadamente.

As principais limitações nas características químicas desses solos referem-se à baixa fertilidade natural, forte acidez e baixa saturação por bases quando apresentarem o caráter distrófico e distroférico e, altos teores de alumínio quando apresentarem o caráter alumínico. Já os solos que apresenta o caráter eutrófico, apresentam alta fertilidade natural, sendo necessária apenas a correção dos teores de fósforo.

Em geral, o teor de fósforo disponível para a plantas é muito baixo nas classes dos Nitossolos Vermelhos, devido à baixa reserva natural solo, associada aos teores elevados de óxidos de ferro, que fazem ligações específicas (adsorção específica) com o P_2O_5 , deixando-o indisponível para as plantas.

Esses solos não apresentam limitações físicas moderadas, sendo observados em alguns casos problemas de mecanização agrícola devido aos teores elevados de argila no horizonte superficial ($> 500 \text{ g kg}^{-1}$ de argila), que condicionam alta pegajosidade nos implementos agrícolas quando o solo se

encontra muito úmido. O tráfego de máquinas pesadas quando o solo se encontra nessa condição favorece a compactação e desestruturação do solo. Isso torna o solo mais suscetível à compactação, o que pode causar redução da taxa de infiltração nos horizontes superficiais, causando o escoamento superficial e provocando erosão laminar e entresulcos. Assim, recomenda-se trafegar nesses solos quando a umidade estiver no ponto de friabilidade. Além disso, a estrutura moderada a forte em blocos angulares e/ou subangulares nos horizontes subsuperficiais B conferem menor taxa de infiltração de água comparada ao horizonte Bw dos Latossolos, conseqüentemente, áreas de Nitossolos sob condições de relevo ondulado e/ou forte ondulado são mais suscetíveis à perda de água e solo por escoamento superficial.

A classe dos Neossolos é caracterizada por serem solos de formação recente, pouco desenvolvidos, apresentando alta variação morfológica, química e física, sendo sua principal característica a ausência de horizonte subsuperficial B (SANTOS et al., 2018). Nos Neossolos encontrados no município de Marau ocorrem o predomínio de Neossolos Litólicos e Neossolos Regolíticos, ambos sobre relevo ondulado e forte ondulado, com seqüência de horizontes A, C; A, Cr; A, C, R. São solos pouco profundos (< 50 cm), de coloração bruno-avermelhado-escuro a bruno-escuro, indicando boas condições de drenagem. Todos possuem caráter *eutrófico*, apresentando saturação por bases maior que 50% na maior parte do horizonte A (SANTOS et al., 2018). Esse conjunto de atributos confere a estes solos boa fertilidade natural, no entanto, apresentam limitações fortes a mecanização devido a pedregosidade e rochiosidade e para o desenvolvimento radicular e armazenamento de água devido à pouca profundidade efetiva (STRECK et al., 2018).

A principal limitação nas características físicas desses solos refere-se à menor profundidade efetiva em relação ao Argissolos, Latossolos, Nitossolos e Cambissolos e, textura média no horizonte superficial. Isso condiciona maior suscetibilidade à erosão, pois a capacidade de armazenamento de água desses solos é baixa e associada à textura mais arenosa na superfície, confere maior suscetibilidade a desagregação e dispersão das partículas de solo, favorecendo o escoamento superficial e a perda de solo em condições de relevo ondulado e forte ondulado. Assim, recomenda-se manter o solo sempre coberto com plantas de cobertura que produzam grande quantidade de palhada ao longo do ano, mas

principalmente no período do inverno, onde as chuvas são mais frequentes nesta região. Nesse período pode ser utilizado o consórcio de aveia, nabo forrageiro e ervilhaca com objetivo de proteger o solo contra o impacto da gota de chuva e, ao mesmo tempo, aumentar o teor de matéria orgânica, visando melhorar a agregação do solo.

Quanto a geologia, no território de Marau ocorrem rochas do Grupo São Bento, Formação Serra Geral (CPRM, 2004), ou seja, derrames de basaltos, basalto andesitos, riolitos e riodacitos de filiação toleítica. Onde intercalam-se arenitos intertrápicos da Formação Botucatu na base e litarenitos e sedimentos vulcanogênicos da porção mediana ao topo da sequência. O fácies Caxias predomina com derrames de composição intermediária a ácida, riodacitos e riolitos, mesocráticos, microgranulares e vitrofíricos, textura esferulítica comum. Apresentando forte disjunção tabular no topo dos derrames e maciço na porção central, dobras de fluxo e autobrechas frequentes, vesículas preenchidas por calcedônia e ágata, fonte das mineralizações da região ($132,3 \pm 0,5$ milhões de anos, datação Ar-Ar).

Ao Norte, há uma pequena ocorrência do fácies Paranapanema, com derrames basálticos granulares finos, melanocráticos, contendo horizontes vesiculares esparsos. Finalmente, na divisa oeste e ao sul, nas margens do rio Capingui ocorrem derrames basálticos finos à médios do fácies Gramado, melanocráticos cinza e horizontes vesiculares preenchidos por zeólitas, carbonatos, apofilitas e saponita, sendo comum estruturas de fluxo e pahoehoe, intercalados com os arenitos Botucatu (132 ± 1 milhões de anos, datação Ar-Ar).

Assim, ocorrem fácies de comportamento diferenciado, por um lado Paranapanema e Gramado, relacionados com magmatismo máfico (basalto) e por outro Caxias, relacionada com rochas intermediárias e félsicas. Todas essas rochas estão relacionadas a formação da classe de solo dos Neossolos, Cambissolos, Nitossolos ou Latossolos dependendo da influência das demais características como, clima, relevo e história local/regional da evolução da paisagem.

Quanto ao relevo, o território de Marau possui duas características bem distintas (Figura 6), uma área ao Oeste, com altitude aproximada de 439m a 570m e declividade predominante 0% a 8% (plano e suave ondulado) e uma área mais declivosa ao Leste, com variabilidade entre 620m e 803m e declividade

predominante 20 a 45% (forte ondulado) em alguns setores. Estas características do relevo de Marau conformam o desenvolvimento do município, nas porções com relevos planos e suaves tem-se o desenvolvimento mais intensivo da agricultura de grande escala, em contrapartida, nas áreas com relevo mais acentuado, predominam o setor agropecuário que abastece as indústrias alimentícias da região. A área urbana por sua vez, intercepta a transição entre estas condições de relevo e se acomoda em altitudes intermediárias de 570m a 620m próxima as principais vias de acesso estaduais.

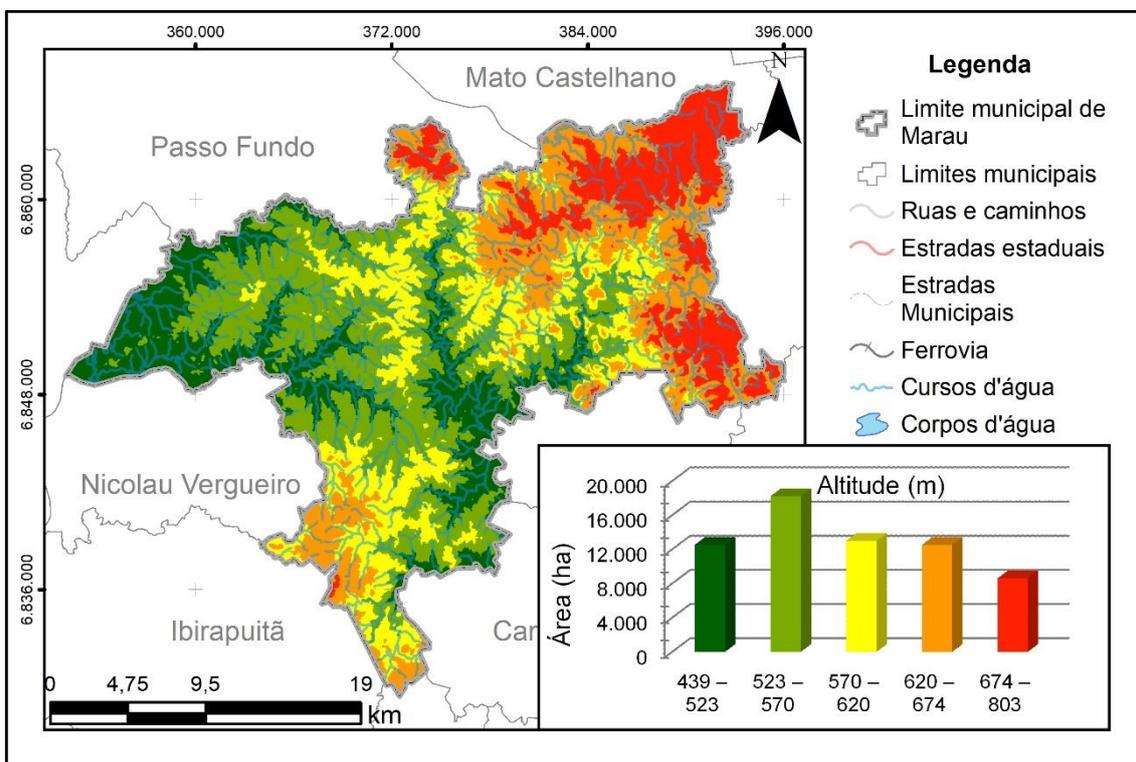


Figura 6 - Representação da altitude do terreno de Marau-RS. Dados obtidos através do modelo digital de elevação SRTM com resolução espacial de 30m. Fonte: Elaborado pelo autor.

5.2.2. Processamento digital aplicado a análise dos dados

Para caracterização do conjunto de pontos utilizados é observado o balanceamento das classes de solo, e caso necessário, são realizados procedimentos para restaurar a equivalência das classes dentro do modelo predito. A métrica utilizada para estimar a necessidade do balanceamento é a

acurácia da estimativa e a área mapeada das classes de solo em relação ao mapeamento de referência. Esta etapa se faz necessária pois considerando as abordagens do mapeamento convencional, não há o cuidado na amostragem de pontos que estabeleçam uma espécie de equivalência entre as classes. Visto que para um modelo mental, não há necessidade de uma distribuição igualitária de pontos entre as classes. A determinação de quais pontos deveriam ser desconsiderados do conjunto de dados balanceado foi realizada com base no conhecimento de campo, reduzindo regiões densamente amostradas e equilibrando a densidade amostral entre as classes de solo.

Foram geradas 46 covariáveis ambientais (Figura 7), das quais são utilizadas para realizar a calibração do modelo matemático (Tabela 1). Dessa forma, utiliza-se o modelo digital de elevação (fator R do SCORPAN) com resolução de 30m (FARR et al., 2007) para gerar 31 covariáveis associadas à capacidade preditiva do mapeamento digital de solos. Foram também utilizadas covariáveis derivadas da reflectância de superfície, através do sensor orbital Landsat 8/OLI, agregando mais 15 covariáveis (fator O do SCORPAN), estes planos de informação foram determinados no SAGA GIS (OLAYA, 2004).

Tabela 1 - Covariáveis ambientais utilizadas na calibração do modelo de predição das classes de solo a 4º nível categórico.

Atributos	Abreviação	Descrição sucinta	Referência
Aspect	ASP	Orientação do declive	Olaya (2009)
olib	BLUE	Banda azul do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
olig	GREEN	Banda verde do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
olir	RED	Banda vermelha do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
olinir	NIR	Banda infravermelho próximo do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
oliswir1	SWIR 1	Banda infravermelho de ondas curtas 1 do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
oliswir2	SWIR 2	Banda infravermelho de ondas curtas 2 do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
Convergence index	CI	Índice de convergência / divergência em relação ao escoamento	Olaya e Conrad (2009)

Cross-sectional curvature	CSC	Mede a curvatura perpendicular à direção do declive	Olaya (2009)
Diurnal anisotropic heating	DAH	Medição contínua da energia dependente da exposição	Böhner e Antonić (2009)
Digital elevation model	ELEV	Modelo Digital de Elevação	Florinsky (2016)
Flow line curvature	FLC	Representa a projeção de uma linha de gradiente em um plano horizontal	Olaya (2009)
Flow Accumulation (Top-Down)	FLOW	Fluxo acumulado para cada célula.	Gruber e Peckham (2009)
General curvature	GC	A combinação das curvaturas do plano e do perfil	Olaya (2009)
Longitudinal curvature	LC	Mede a curvatura na direção do declive	Olaya (2009)
LS Factor	LS	Fator Topográfico	Desmet e Govers (1996)
Maximal curvature	MAXC	Curvatura máxima na seção normal local	Olaya (2009)
Mass balance index	MBI	Índice de equilíbrio entre erosão e deposição	Möller <i>et al.</i> (2008)
Minimal curvature	MINC	Curvatura mínima para seção normal local	Olaya (2009)
Multiresolution index of ridge top flatness	MRRTF	Indica posições planas em áreas de alta altitude	Gallant e Dowling (2003)
Multiresolution index of valley bottom flatness	MRVBF	Indica superfícies planas no fundo do vale	Wang <i>et al.</i> (2010)
Mid-slope position	MSP	Representa a distância do topo ao vale, variando de 0 a 1	Böhner e Selige (2006)
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	Carlson e Ripley (1997)
Normalized Difference Water Index	NDWI	$\frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$	Gao (1996)
Normalized height	NH	Distância vertical entre a base e o cume da declividade normalizada	Böhner e Selige (2006)
Normalized Pigment Chlorophyll Ratio Index	NPCRI	$\frac{RED - BLUE}{RED + BLUE}$	Sosa <i>et al.</i> (2021)
Plan curvature	PLANC	Curvatura da linha de contorno hipotética passando por uma célula específica	Olaya (2009)
Profile curvature	PROC	Descreve a curvatura da superfície na direção da inclinação mais íngreme	Olaya (2009)
Real surface area	RSA	Cálculo real da área da célula	Olaya (2004)
Slope	S	Representa declividade angular local	Câmara <i>et al.</i> (1996)
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$(1 + L) \times \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L}$	Huete (1988)
Soil Brightness Index	SBI	$\sqrt{RED^2 + NIR^2}$	Elvidge e Lyon (1985)
Slope height	SH	Distância vertical entre a base e o cume da encosta	Böhner e Selige (2006)

Surface specific points	SSP	Indica diferenças entre pontos de deslocamento de superfície específicos	Peucker e Douglas (1975)
Standardized height	STANH	Distância vertical entre a base e o índice de inclinação padronizado	Böhner e Selige (2006)
Tangencial curvature	TANC	Medido no plano normal em uma direção perpendicular ao gradiente	Olaya (2009)
Total curvature	TC	Medida geral da curvatura da superfície	Olaya (2009)
Topographic position index	TPI	Diferença entre a elevação de um ponto e a elevação circundante	Gallant e Wilson (2000)
Terrain ruggedness index	TRI	Índice quantitativo de heterogeneidade topográfica	Riley <i>et al.</i> (1999)
Terrain surface convexity	TSC	Razão entre o número de células que têm curvatura positiva e o número total	Iwahashi e Pike (2007)
Topographic wetness index	TWI	Descreve a tendência de cada célula em acumular água em função do relevo	Pei <i>et al.</i> (2010)
Valley depth	VD	Cálculo da distância vertical ao nível da base de drenagem	Böhner e Selige (2006)
Vector ruggedness measure	VRM	Mede a variação da rugosidade do terreno	Hobson (1972)

Após a derivação de todas as covariáveis da paisagem e das covariáveis espectrais, estes valores são associados a tabela da variável de resposta por meio de suas coordenadas (Figura 7), ou seja, cada ponto é associado ao valor (*pixel*) correspondente no espaço da área de estudo. Resultando assim, em uma tabela com todas as covariáveis associadas a classe de solo de referência para que o modelo matemático consiga fazer suas relações e expressar a dinâmica espacial da distribuição dos solos na paisagem. Por fim, os dados de campo são separados aleatoriamente com uma proporção de 77% para treinamento e 23% para validação dos resultados, esta proporção é realizada com cada classe sendo um subconjunto, ou seja, dentre os pontos de LVd-1, são separados 77% para treinamento e 23% para validação (Figura 7). Esta proporção foi a que obteve melhores resultados quando comparadas com as demais desde 70% e 30% a 80% e 20% ao passo de 1%.

O treinamento do modelo começa com a definição da função matemática a ser utilizada, sendo o solo o resultado da interação de todas as covariáveis, são definidos os dados de calibração; o número de árvores que o modelo vai gerar (*ntree=500*); o peso dos dados de entrada, aos quais são atribuídos o valor 1, pois se tratam da verdade de campo, inspecionados e classificados; seleção do

Random Forest (rf) como modelo de treinamento (Figura 7); e por fim é definida a auto validação dos dados por meio de validação cruzada de 10 conjuntos (*k-folds*). Portanto, isso significa que o conjunto de dados é dividido em 10 subconjuntos aos quais são realizados treinamentos independentes variando os pontos de treinamento e validação e encontrando o subconjunto com melhor desempenho.

O modelo de treinamento é então conferido com base no conjunto de validação para avaliar as incertezas na etapa de predição, com estes índices aceitáveis, usando como base de referência o mapeamento convencional já existente na área, passa-se a determinação das importâncias de cada covariável no treinamento e por fim, a estimativa de todas as células da área de interesse com base no modelo treinado. Esta etapa consiste na predição da probabilidade de cada classe de solos ocorrer em determinada posição espacial com base no entendimento do modelo sobre as covariáveis daquela posição (Figura 7). As funções de incerteza são aplicadas sobre os dados estimados para analisar as probabilidades de ocorrência de cada classe de solo em cada posição para assim, avaliarem os níveis de confiabilidade do resultado predito (Figura 7).

A incerteza é avaliada através da pureza teórica, entropia de Shannon e índice de confusão, onde:

- A pureza teórica expressa a maior probabilidade de ocorrência da classe de solo, logo, valores próximos a 0 indicam baixa probabilidade de ocorrência da classe estimada e valores próximos a 1 indicam alta probabilidade de ocorrência da classe estimada.
- A entropia de Shannon indica a “desordem” da informação de um pixel e representa o número de *bit's* necessários para descrever as probabilidades das classes de solo, logo, valores próximos a 1 indicam maior volume de informação para descrever a classe de solo, enquanto que valores próximos a 0 demonstram menor volume de *bit's* necessários para descrever as probabilidades do pixel (SHANNON, 1948).
- O índice de confusão é a relação entre as duas classes de solo mais prováveis de ocorrer no mesmo *pixel*, ou seja, quando o *pixel* tem duas classes de solo com alta probabilidade de ocorrência, há uma maior

incerteza sobre elas (valores tendem a 1), de forma análoga, quando há uma classe de solo que tem probabilidade maior que as demais, a incerteza é menor e o valor tende a 0.

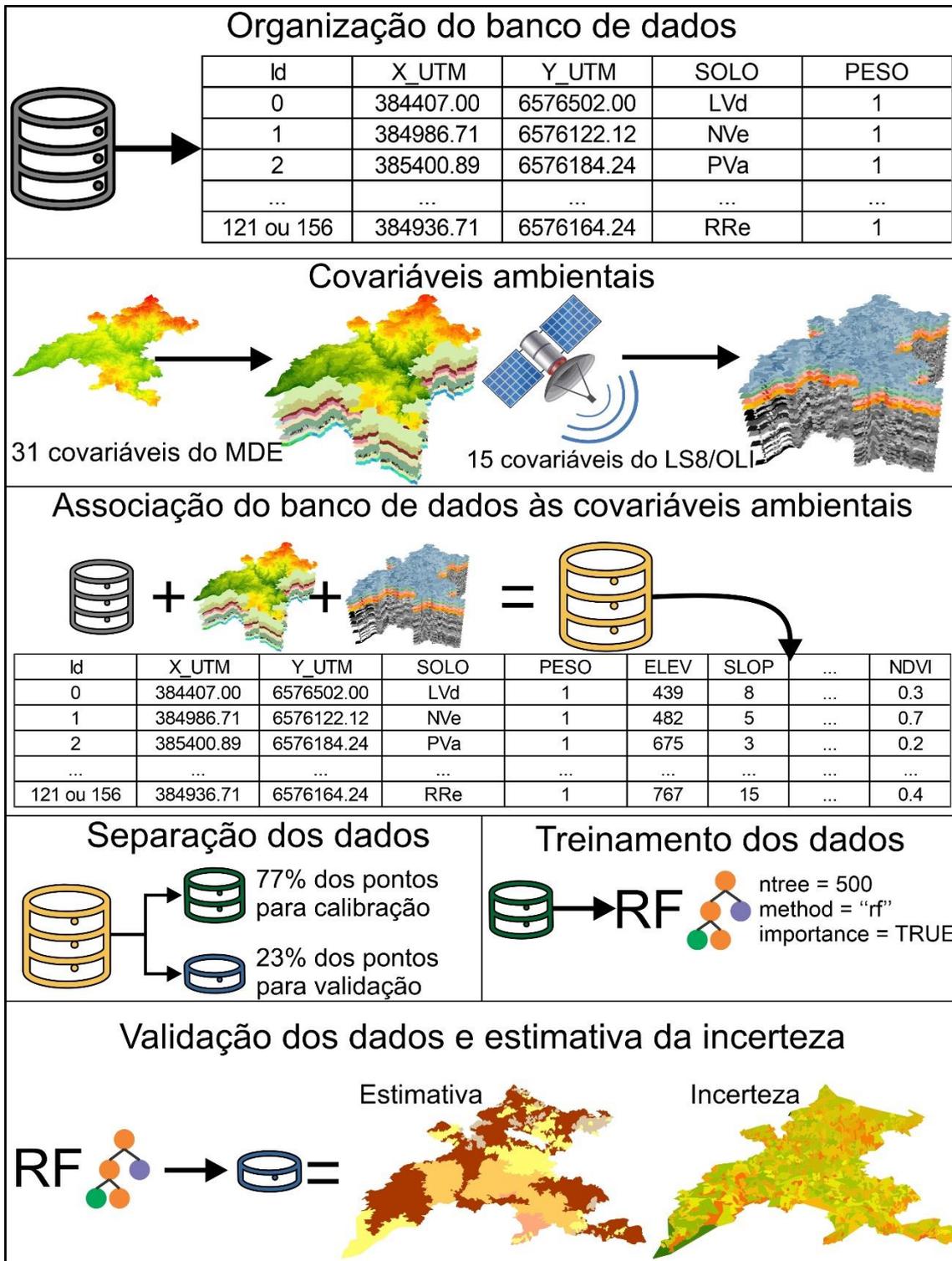


Figura 7 - Fluxograma dos processos aplicados aos dados para geração das covariáveis e relação destas com os pontos de treinamento e validação. Fonte: Elaborado pelo autor.

5.3. Resultados

5.3.1. Conjunto dados e comportamento das covariáveis

O conjunto de dados de 156 pontos possui uma distribuição assimétrica dentre as 22 unidades de mapeamento disponíveis (Figura 8). O conjunto de dados balanceado possui 121 pontos, aos quais foram suprimidos de forma aleatória 35 pontos da classe NVdf-2, a fim de tornar a distribuição mais homogênea entre as classes (Figura 9).

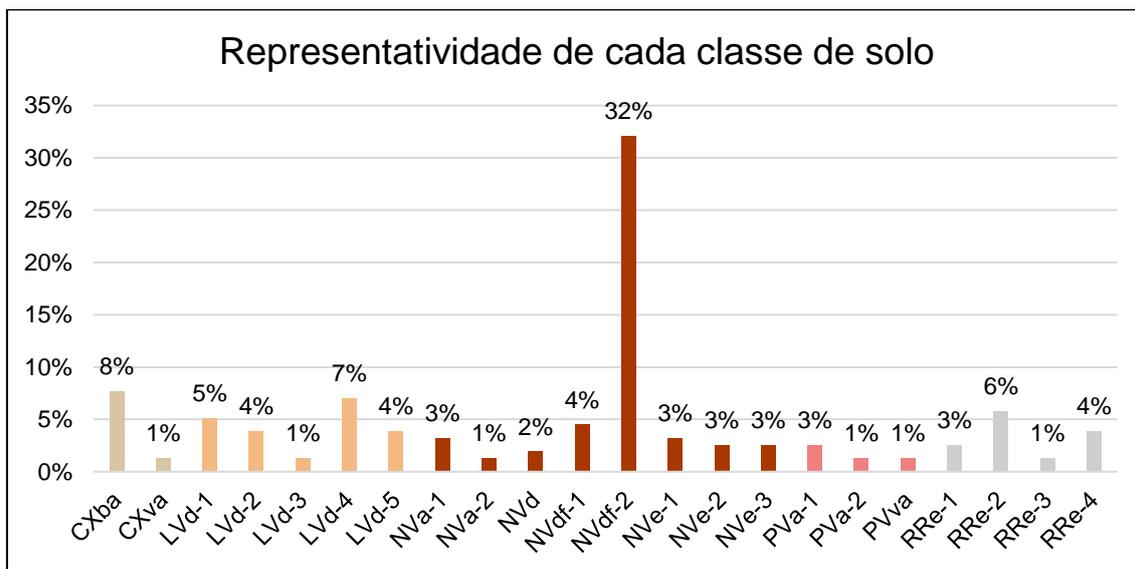


Figura 8 - Distribuição do conjunto de dados sem balanceamento quanto as classes de solo disponíveis. Fonte: Elaborado pelo autor.

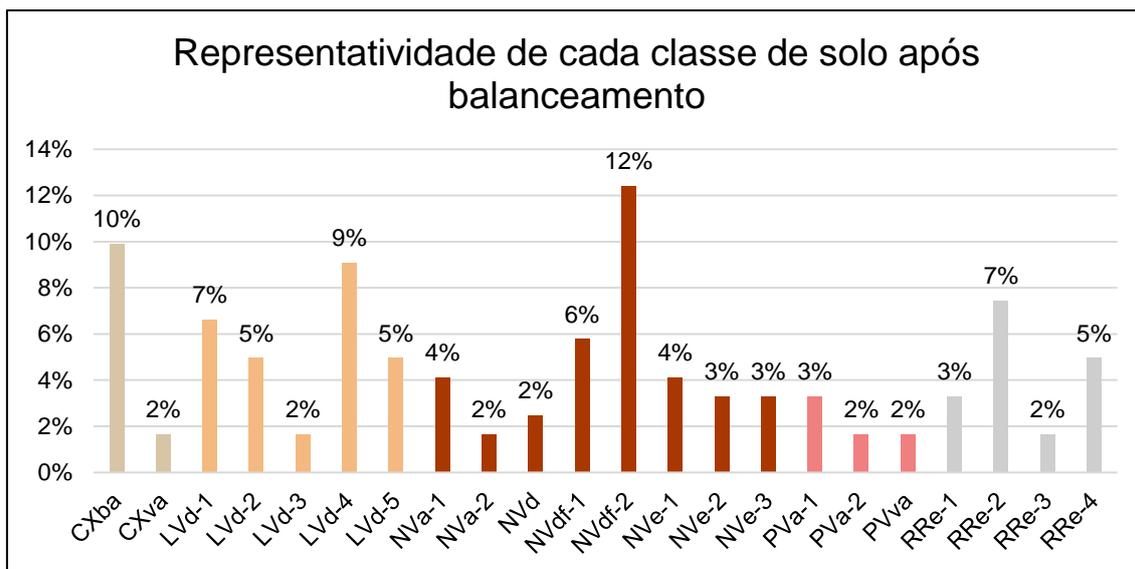


Figura 9 - Distribuição do conjunto de dados com balanceamento quanto as classes de solo disponíveis. Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o modelo treinado com o conjunto total de pontos considerando as 22 classes de solos em 4º nível categórico, as covariáveis que mais explicaram a variância da predição foram a elevação (elev), o índice de umidade topográfica (twi), linha de gradiente de fluxo (flc), a declividade (s) e a área real da célula (rsa). Quanto ao modelo foi treinado com o conjunto de dados balanceado as covariáveis que mais explicaram a variância da predição foram a elevação (elev), áreas planas de fundo de vale (mrvbf), área real da célula (rsa), rugosidade do terreno (tri) e declividade (s).

5.3.2. Mapeamento de solos

O mapa de solos estimado através do conjunto de 156 pontos (Figura 10) obteve um predomínio na área mapeada com Nitossolos Vermelhos (85,17%), com destaque para a classe de Nitossolos Vermelhos distroférico (NVdf-2) que se dispersa por toda extensão territorial do município. Os Argissolos Vermelhos (PVa-1, PVa-2 e PVva) resultaram em apenas 0,01% sendo as classes menos estimadas neste modelo e ficam restritos as porções mais planas na região sul do município. Os Latossolos Vermelhos (LVd-1, LVd-2, LVd-3, LVd-4, LVd-5) e Neossolos Regolíticos (RRe-1, RRe-2, RRe-3, RRe-4) representaram 7,06% e 5,22% da área classificada, os Latossolos vermelhos estão localizados na porção oeste e noroeste enquanto os Neossolos Regolíticos apresentam uma distribuição associada as posições com alta declividade do município. De maneira mais expressiva também foram classificados 12,09% de Cambissolos Háplicos (CXba e CXva) nas regiões de transição de relevo, ocupando as encostas da área municipal.

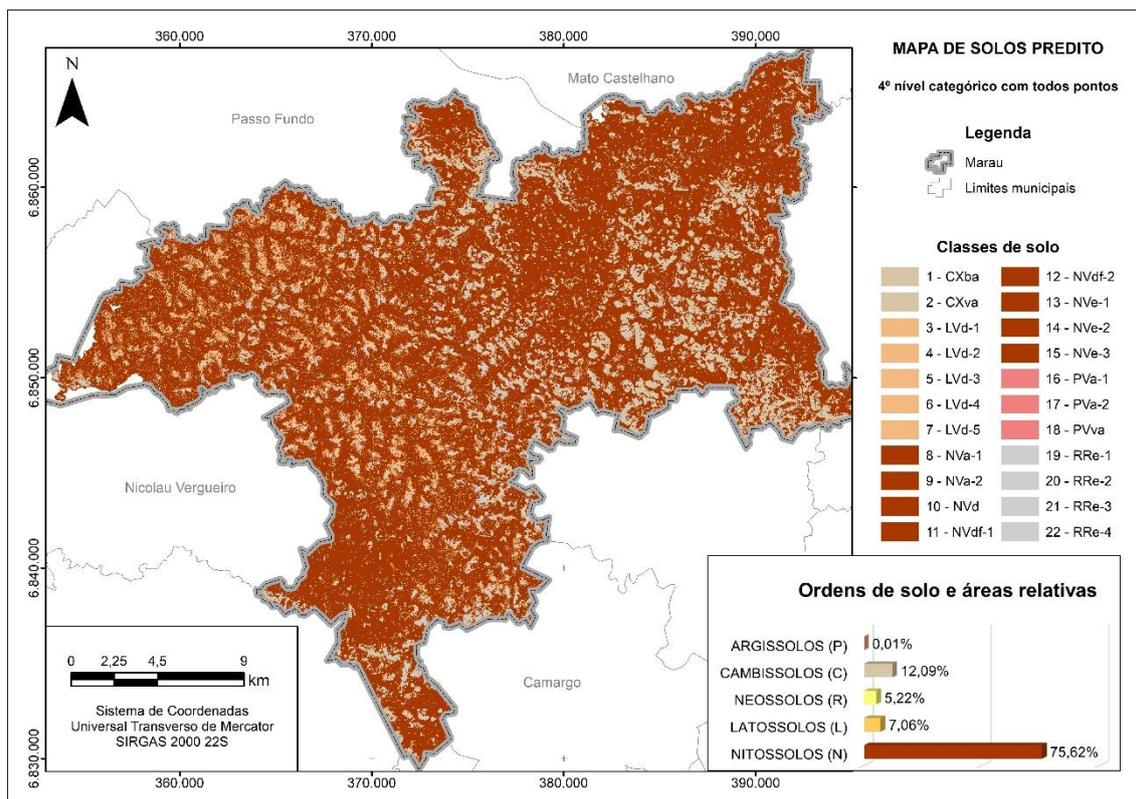


Figura 10 - Mapa de solos digital, predito a 4º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. As descrições completas das classes de solo são encontradas no Anexo I. Na Figura 25, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.

O conjunto de dados balanceado gerou um mapa digital de solos (Figura 11) que mantém o predomínio de Nitossolos Vermelhos, porém com apenas 48,60% da área igualmente distribuídos por toda extensão municipal. Os Argissolos Vermelhos foram estimados em 3,17% da área, ocupando a porção norte, nordeste e sul de Marau. Os Cambissolos Háplicos e Neossolos Regolíticos ocorrem em 18,17% e 9,67% da área, respectivamente, quanto a posição da paisagem, foram estimados em áreas semelhantes que descrevem as encostas e topos das áreas declivosas do relevo. Os Latossolos Vermelhos foram estimados em 20,39% do limite municipal e se restringiram a porção oeste.

Dentre a classe dos Nitossolos Vermelhos, a classe NVdf-2 foi a mais representada com 34,61% da área, nos Latossolos Vermelhos, a classe LVd-4 foi a mais representada com 14,82% da área do município, para as classes de Neossolos Regolíticos a RRe-2 foi estimada em 4,73% da área e nos Argissolos, tem-se 2,85% para o PVa-1.

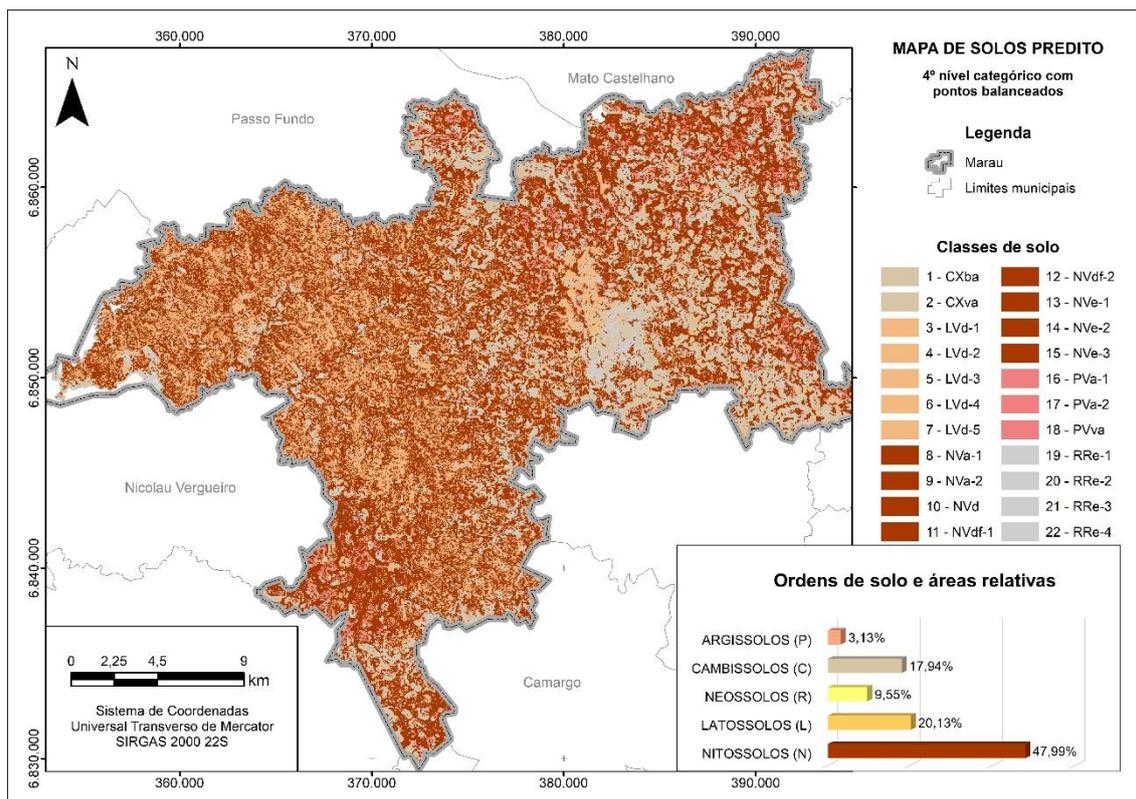


Figura 11 - Mapa de solos digital, predito a 4º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. As descrições completas das classes de solo são encontradas no Anexo I. Na Figura 26, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.

5.3.3. Estimativa da incerteza

O índice de confusão estimado para o modelo treinado com o conjunto de dados sem balanceamento (Figura 12) apresentou valor mínimo de 0,14, médio de 0,84 e máximo de 1 com desvio padrão de 0,13. Quanto as classes de incerteza, as menores estimativas (0,14 – 0,63 e 0,64 – 0,77) representa 9% e 16%, respectivamente, da área do município e estão associadas aos Nitossolos Vermelhos da porção sul e nordeste do município. A classe intermediária (0,78 – 0,87) se concentra nas regiões de drenagem e engloba a classe de Nitossolos Vermelhos com 23% de abrangência. As classes com maior incerteza (0,88 – 0,94 e 0,95 – 1,00) representam 24% e 27% da área do município, se posicionando nas variações de Latossolos Vermelhos e Nitossolos Vermelhos.

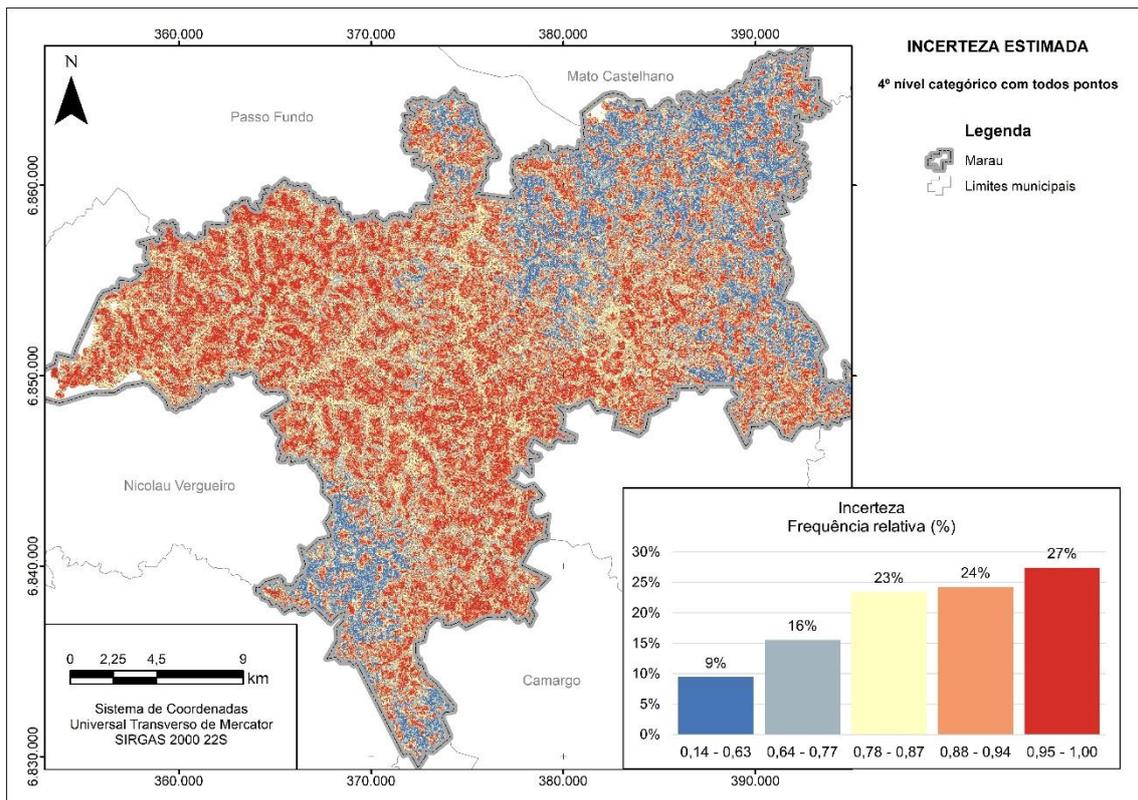


Figura 12 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 4º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 27, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.

O índice de confusão estimado para o modelo treinado com o conjunto de dados sem balanceamento (Figura 13) apresentou valor mínimo de 0,27, médio de 0,90 e máximo de 1 com desvio padrão de 0,11. Quanto as classes de incerteza, as menores estimativas (0,14 – 0,63 e 0,64 – 0,77) representam 4% e 7%, respectivamente, da área do município e estão associadas aos Cambissolos e Neossolos da porção leste e nordeste além dos Nitossolos da porção sul. A classe intermediária (0,78 – 0,87) se apresenta com 14% de abrangência e está nas zonas de transição entre as demais classes. As classes com maior incerteza (0,88 – 0,94 e 0,95 – 1,00) representam 27% e 48% da área do município, se posicionando nas variações de Latossolos Vermelhos e Nitossolos Vermelhos.

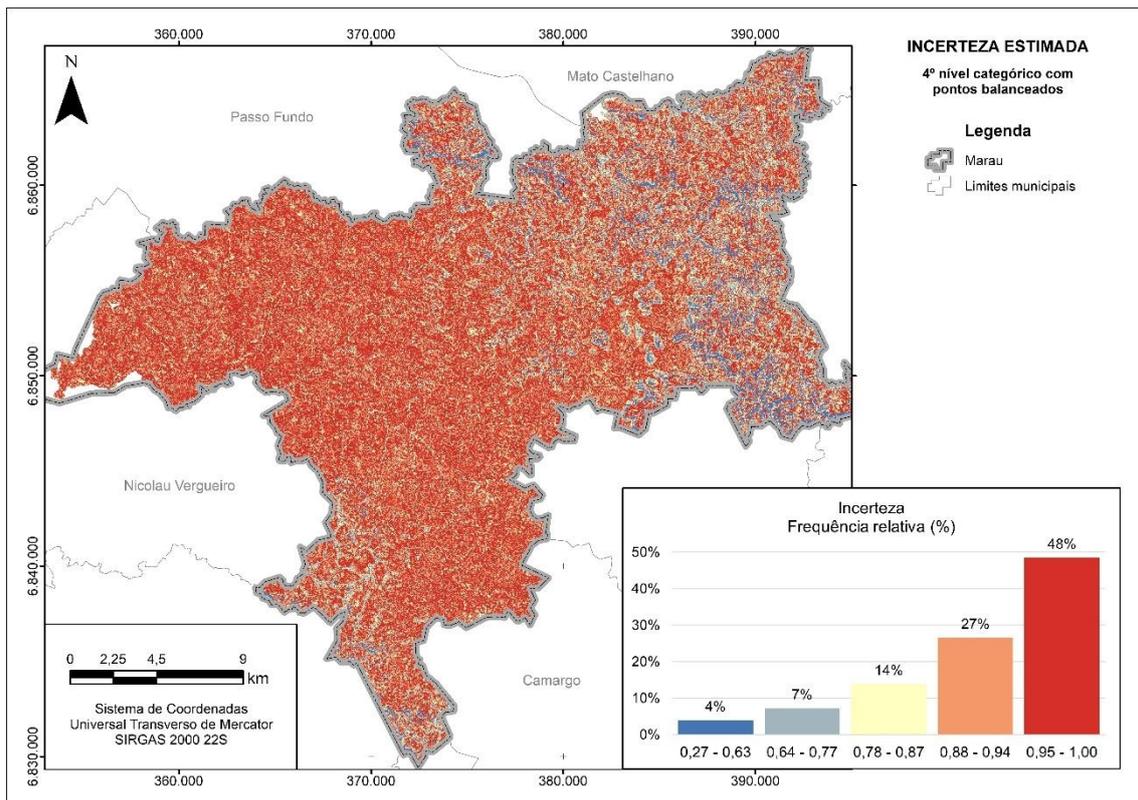


Figura 13 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 4º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 28 , Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.

5.4. Discussão

Com relação aos conjuntos de dados (Figura 8 e Figura 9), o balanceamento dos dados, apesar de remover mais de 50% dos pontos da classe de NVdf-2, ainda manteve a classe como a mais representada dentre as 22 unidades disponíveis. A necessidade de balancear o conjunto de dados a fim de aproximar os resultados dos dados de referência do mapeamento convencional indicam o cuidado que deve ser tomado ao utilizar bases de dados legados. A sensibilidade dos modelos preditivos ao desbalanceamento das classes de solo no conjunto amostral também foi evidenciada por Moura-Bueno et al., (2019), onde limitações relacionadas a acurácia do mapa foram evidenciadas em função das baixas amostragens de determinadas classes de solo em áreas de difícil acesso.

Quanto as covariáveis ambientais, em ambos os conjuntos de dados a elevação se sobressaiu em relação as demais, esta informação está intimamente ligada aos conceitos de relação solo-paisagem utilizada no mapeamento convencional e demonstra a capacidade do modelo preditivo se ajustar as diferentes classes de solo em função do relevo, de forma análoga, a declividade também foi associada nos dois modelos preditivos com conjuntos de dados distintos. O predomínio das covariáveis derivadas do relevo na explicação da distribuição espacial dos modelos preditivos também foi evidenciada por Teske, Giasson e Bagatini (2014), Nowatzki e Santos, (2014) e Ma et al., (2019).

Baseando-se em uma avaliação de relação solo-paisagem e considerando as classes de solo da região, os Neossolos e Cambissolos vão ocupar os topos e encostas mais íngremes do relevo, logo, serão bem representados pela elevação e declividade. Os Nitossolos e Latossolos estão nas posições da paisagem que permitem o desenvolvimento de solos profundos e bem intemperizados, por isso ocupam os terços médios e inferiores das encostas. A avaliação da relação solo-paisagem de um mapa gerado pelo MDS é um esforço previsto por Ten Caten et al., (2012) quando é abordado o uso complementar das técnicas de mapeamento convencional e digital.

O mapa digital de solos predito a 4º nível categórico com o conjunto de dados desbalanceado (Figura 10) superestimou a classe de Nitossolos Vermelhos com 85,17% da área mapeada, quando comparado ao mapeamento de referência (Figura 5), que atribui 55,72% da extensão do município a esta classe. Os resultados indicam que a superamostragem de pontos da classe de NVdf-2 baixou a acurácia do modelo preditivo, visto que foi gerada uma tendência muito forte de associar esta classe de solo aos *pixels* super-representados que ela possui. Dessa forma, a abrangência das outras classes foi subestimada e não obtiveram áreas próximas ao mapeamento de referência.

Estes resultados são corroborados com os de Neyestani et al. (2021), que também observaram a exclusão de classes minoritárias nos mapas preditos quando há desbalanceamento do conjunto de dados de entrada. Neste mesmo raciocínio, Bagatini, Giasson e Teske, (2016) observaram que em duas bacias hidrográficas analisadas, os modelos preditivos superestimam as classes de solo com maior representatividade e subestimam as com menos representatividade.

Quanto a espacialização das classes de solos, pode-se observar que os Neossolos e Cambissolos estão ocupando as posições corretas da paisagem (topos e terços superiores das encostas), bem como os Nitossolos, Latossolos e Argissolos também se encontram nos terços médios e inferiores das encostas.

Analisando a incerteza associada a este mapeamento (Figura 12) observa-se que o valor médio não se distanciou do estimado com o conjunto balanceado, porém há um predomínio das classes inferior de incerteza que se concentram em regiões distintas do mapa, na porção sul e nordeste. Na porção sul o resultado indica uma baixa acurácia quando comparado ao mapa de referência, visto que predominam Latossolos Vermelhos nesta posição, esta variação se dá justamente pelo fato de o modelo estar com uma alta tendência em estimar Nitossolos Vermelhos ao invés de Latossolos Vermelhos e pela ausência de covariáveis que ressaltem a diferença nos padrões destas classes de solo. Na porção nordeste, o modelo preditivo assertivamente atribui os Nitossolos Vermelhos em concordância com o mapeamento de referência, indicando uma boa capacidade de estimar esta classe quando não há presença de Latossolos Vermelhos na região, conseqüentemente, facilitando o processo de identificação de padrões com as covariáveis disponíveis, as quais satisfatoriamente diferenciam Nitossolos de Cambissolos e Neossolos.

Com o uso dos dados de treinamento e validação balanceados, o mapeamento digital a 4º nível categórico (Figura 11) se aproximou com maior robustez do mapeamento de referência (Figura 5). Com o balanceamento das classes, o efeito de tendência do modelo e supressão de classes minoritárias e drasticamente reduzido, o que é evidenciado pela proximidade de mapeamento das classes de Nitossolos e Latossolos entre o mapeamento de referência e o do modelo preditivo balanceado. Além disso, quando observadas as posições das estimativas das classes de solo, os Latossolos predominam na porção oeste e os Argissolos na porção sul, seguindo o mapeamento de referência. Estes resultados corroboram com a literatura que demonstra que abordagens eficientes do mapeamento digital de solos podem produzir estimativas similares ou mais precisas do os mapas convencionais (HEUNG; HODÚL; SCHMIDT, 2017; HÖFIG; GIASSON; VENDRAME, 2014).

Com relação ao índice de confusão, o modelo preditivo dos dados balanceados foi mais sensível a confusão entre classes muito próximas no

contexto pedológico, como é o caso de Latossolos e Nitossolos. Isso poderia indicar que o modelo resultante deste conjunto de dados é “pior” do que o não balanceado, porém, a incerteza não deve ser analisada de forma isolada, haver confusão entre as classes de Latossolos e Nitossolos é correto e esperado dentro de um mapeamento de solos, logo, deve ser observado o desempenho do modelo em posicionar cada *pixel* e formar as unidades de mapeamento com coerência dentro da relação solo-paisagem e nessa métrica o modelo preditivo balanceado foi mais satisfatório ao estimar a abrangência das classes e posição delas na paisagem conforme o mapa de referência.

5.5. Conclusões

Considerando os objetivos e hipóteses levantados, o mapeamento digital de solos foi eficaz ao estimar as classes de solo a 4º nível categórico reproduzindo os padrões do mapeamento convencional já existente desde que o balanceamento dos pontos de treinamento e validação seja realizado. A incerteza média não ficou abaixo de 50% em função da grande confusão entre as classes de Latossolos e Nitossolos. Dessa forma, de maneira pontual conclui-se que:

- Conjuntos de dados sem balanceamento ocasionam a superestimativa de classes majoritárias, reduzindo a confiabilidade geral do mapa predito, quando comparado ao mapa convencional;
- Para reduzir a confusão entre Latossolos e Nitossolos são necessárias covariáveis que não estejam correlacionados relevo ou uso e cobertura do solo;
- As estimativas a 4º nível categórico são eficientes e representam os padrões esperado de distribuição do solo na paisagem.

6. Estudo 2 – Estimativa de classes de solos para regiões fisiograficamente semelhantes

6.1. Introdução

Quando se concebe pesquisas para o desenvolvimento da sociedade a partir de informações de base, busca-se que o aprimoramento de técnicas, práticas ou informações seja alcançado. Este objetivo fica subentendido em pesquisas relacionadas aos solos, pois estas informações e aprimoramentos permeiam diversas áreas desta ciência. Nesta linha de raciocínio, o mapeamento digital de solos pode auxiliar gerando informações para as áreas onde as fisiografias são semelhantes e não possuem mapeamento em nível satisfatório de detalhe, aumentando o retorno de projetos focados recortes espaciais específicos.

Com base nas estratégias levantadas no PRONASOLOS (POLIDORO et al., 2016) estão previstas que entre os anos de 2026 e 2046 ocorra a ampliação dos levantamentos de solo em escala 1:100.000, 1:50.000 e 1:25.000, estava previsto que dentro de quatro anos (2016 - 2020) já estariam consolidadas as estruturas organizacionais, capacitação técnica e metodologias adotadas. Considerando que ainda não houve avanços significativos no programa, fica evidente que ajustes deverão ser encaminhados, e dentre eles, podem ocorrer a necessidade de extrapolação de áreas de interesse para aumentar a eficiência dos levantamentos previstos, otimizando tempo e recursos.

Para tanto, estudos com regiões fisiograficamente semelhantes já foram realizados e proveram resultados mistos, com áreas sendo bem representadas pela extrapolação e outras não conseguindo eficiência satisfatória. Em geral, estes estudos se diferenciaram no uso dos modelos digitais de elevação, onde Bagatini; Giasson; Teske, (2016) usaram o Aster-GDEM com resolução de ~30m, Höfig; Giasson; Vendrame, (2014) utilizaram o TODODATA com resolução interpolado de ~30m e Ten Caten et al. (2011) que empregou um modelo digital de elevação derivado do SRTM com resolução de ~50m. Estes estudos foram realizados nas regiões fisiográficas do Planalto Meridional, nas subdivisões de Planalto Médio e Alto Uruguai, também foram utilizadas as regiões da Depressão Central.

O estudo de Höfig, Giasson e Vendrame, (2014) se fixou em avaliar diferentes modelos estimar o desempenho destes na extrapolação dos mapas de solos para as áreas fisiograficamente semelhantes, conseguindo uma acurácia superacurácia5% e sendo satisfatório com base na verdade de campo. Além disso, Gonçalves et al., (2021) examinaram se o uso de mapas de solo convencionais elaborados para bacias hidrográficas poderiam servir como base para modelos preditivos extrapolar estas informações para todo o município de estudo, estes autores identificaram que esta hipótese é satisfatoriamente atendida, apesar de a ausência de mapas geológicos e exigência com nível categórico das classes de solo reduzirem a eficiência dos modelos preditivos.

Com o exposto, neste estudo, o Município de Marau e a região de interesse se localizam sobre a Região do Planalto Médio do Estado do Rio Grande do Sul. Devido as características da região acredita-se que é possível utilizar áreas de referências de classes de solos, como um levantamento de solos baseado em um modelo digital de elevação com 30m de resolução espacial, extrapolando o mesmo modelo de treinamento utilizado para regiões fisiográficas semelhantes, identificando o padrão de distribuição das classes de solo com base no mapa de referência convencional em escala 1:50.000. Com o intuito de determinar se o mapeamento digital de solos terá capacidade de extrapolar as informações da área de estudo para a região fisiográfica mantendo níveis de acurácia satisfatórios, o objetivo é gerar mapa digitais de classes de solo, a partir dos modelos calibrados para uma porção dos 156 pontos de amostragem levantados na área de estudo dentro das cartas topográficas em escala 1:50.000. Além disso, avaliar os índices de incerteza para a área conhecido e compará-lo com as áreas de extrapolação.

6.2. Metodologia

6.2.1. Caracterização da área de estudo

A área de estudo do projeto foi definida com base no projeto encaminhado à Embrapa Clima Temperado por meio da Secretaria Nacional de Segurança Alimentar e Nutricional (SESAN) ligada ao ministério de desenvolvimento social, onde foi requisitado um zoneamento edafoclimático para os municípios de Gravataí e Marau para melhorar as condições de

desenvolvimento e planejamento municipais. Neste sentido, o município de Marau foi escolhido como objeto de estudo por ter possibilitado maiores expedições de campo e conhecimento da relação solo paisagem da área.

O município de Marau localiza-se ao Sudeste de Passo Fundo, entre as longitudes $-52^{\circ} 30'$ e $-52^{\circ} 05'$ e latitudes $-28^{\circ} 40'$ e $-28^{\circ} 15'$ e localiza-se na região fisiográfica do Planalto. Seu território cobre em torno de 649 km², onde habitam aproximadamente 45.000 pessoas conforme dados do IBGE de 2015. O município faz parte, majoritariamente, de 3 cartas topográficas em escala 1:50.000, são elas: SH.22-V-B-I-3 (Passo Fundo – MI 2918/3), SH.22-V-B-I-4 (Marau – MI 2918/4) e SH.22-V-B-IV-1 (Nicolau Vergueiro – MI 2934/1), a união da área destas cartas forma a área de estudo conforme Figura 14

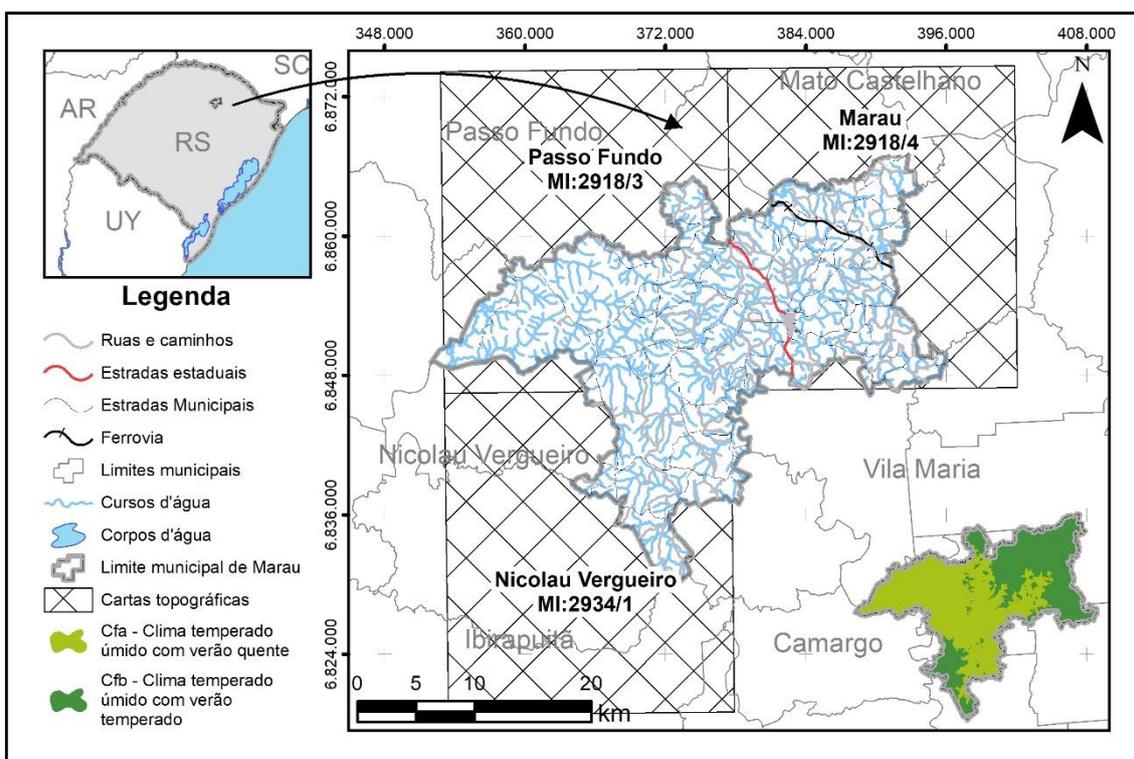


Figura 14 - Localização do município no contexto das cartas topográficas que o englobam, com detalhe na variação entre os climas Cfa e Cfb da região.

O clima do município é classificado como Cfa (Clima temperado úmido com verão quente) e Cfb (Clima temperado úmido com verão temperado) conforme Alvares *et al.* (2013) (Figura 14). A temperatura média apresenta valores menores nas partes altas e declivosas e valores mais elevados nas partes baixas do município, com presença de corpos hídricos. Com uma configuração próxima, a temperatura média máxima mantém padrão semelhante

com variação de temperatura de 27 a 29 °C. Esse padrão fica muito parecido para a média de outono. A temperatura média na primavera apresenta baixos valores nos extremos declivosos do município. Já as horas de frio variam de 251 a 300 horas nas partes baixas e de 301 a 350 horas nas partes de altitude moderada a alta e declivosas.

Para caracterização dos solos da área de estudo foi realizado um levantamento de solos semidetalhados (escala 1:50.000) ao qual é o padrão de distribuição das classes de solo na paisagem para a área de estudo e foi realizado conforme os procedimentos normativos para levantamentos pedológicos (SANTOS et al., 1995), este levantamento é utilizado como referência para a área de estudo. A descrição das unidades de mapeamento (UM) são apresentadas no Anexo I e o relatório detalhado do levantamento de solos pode ser acessado em <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1126487> (FILIPPINI ALBA et al., 2020).

Os perfis modais completos foram descritos e coletados conforme Santos et al. (2015), e a caracterização química e física das amostras foi realizada de acordo com métodos descritos em Teixeira et al. (2017) (Anexo II). Além dos perfis modais, foram coletados perfis complementares (horizonte A e horizonte B), que também passaram por caracterização química e física. Em alguns pontos de observação, não foram realizadas amostragens de solos, sendo assim, tão somente observadas características morfológicas dos horizontes A e B, drenagem do solo, relevo, geologia e vegetação, em que, por meio dessas informações, foi estimada a classe de solo até segundo nível categórico do SiBCS (SANTOS et al., 2018). Todos os pontos foram georreferenciados em campo com auxílio de aplicativos GNSS presentes nos *smartphones*.

A prospecção da área foi realizada pelo método do caminhar livre, nas estradas do município, percorrendo toda a área possível e realizando observações e medições de campo sempre que havia indicação de mudança da classe de solo e/ou de seus atributos. Assim, as observações realizadas permitiram visualizar a sequência de distribuição dos solos na paisagem e estabelecer a legenda preliminar que, durante a fase de levantamento, sofreu os ajustes e correções necessárias. Ao todo, foram realizadas 156 observações de

solos na área do município de Marau, sendo 23 perfis completos descritos e 133 pontos de observação conforme mostrado na Figura 15.

Para obtenção dos dados de campo foram realizadas 5 expedições de campo. A primeira expedição ocorreu de 20 a 24 de agosto de 2018 e foi direcionada ao entendimento da relação solo-paisagem do local e o predomínio das classes de solo da região, foram realizados caminhamentos por grande parte das estradas do município e determinação dos locais para descrição de perfis. A segunda expedição ocorreu de 22 a 26 de outubro de 2018 e foi direcionada a descrição dos perfis previamente selecionados e aquisição de pontos de observação. A terceira expedição ocorreu 17 a 21 de dezembro de 2018 e deu continuidade a descrição de perfis e pontos de observação correlacionando a relação solo-paisagem do local.

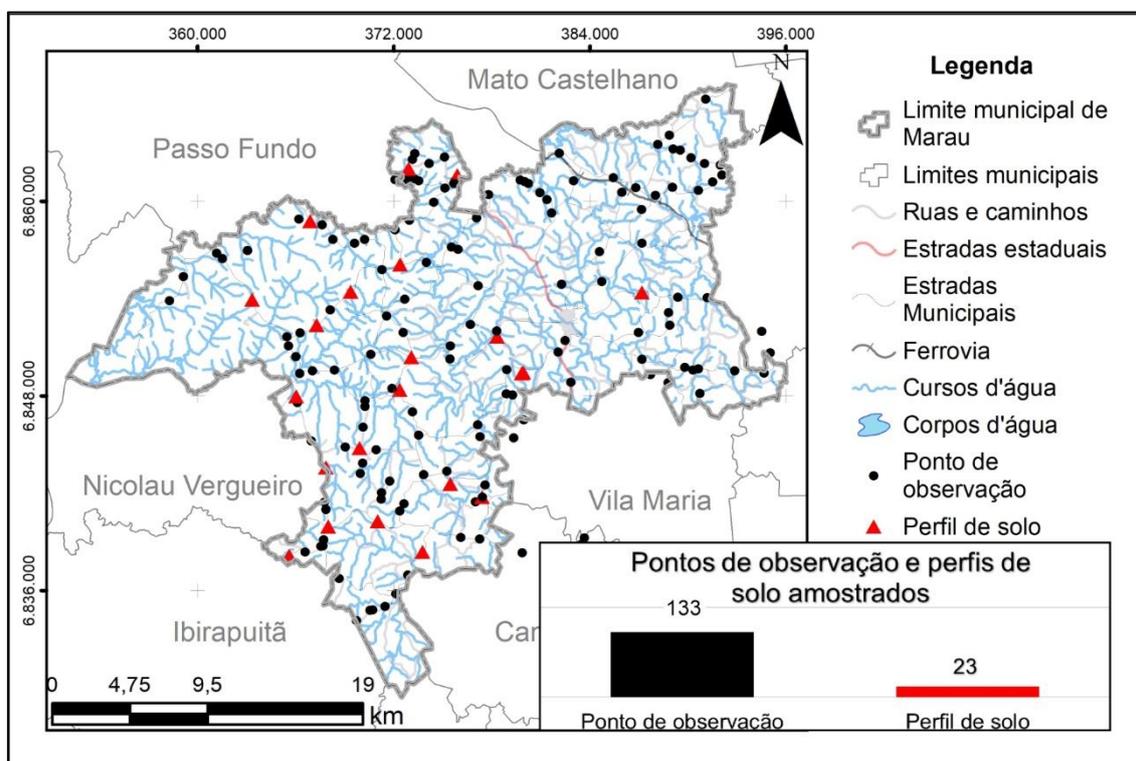


Figura 15 - Espacialização dos pontos e perfis utilizados nos processos de calibração e validação das modelagens. Fonte: Elaborado pelo autor.

A quarta expedição ocorreu de 30 a 04 de outubro de 2019 e já contava com uma legenda preliminar das unidades de mapeamento e foi direcionada a aquisição de perfis em áreas mais complexas e pontos de observação, além disso foram realizadas atividades de divulgação científica para as comunidades de habitantes. A quinta expedição ocorreu de 25 a 29 de novembro de 2019 e foi realizada com base na incerteza gerada dos dados já levantados, ou seja,

nesta expedição buscou-se áreas que eram fonte de incerteza oriundas das quatro expedições anteriores. Para fins de referência das principais classes de solos encontradas na área de estudo é apresentado um mapa de solos (Figura 16) em 1º nível categórico.

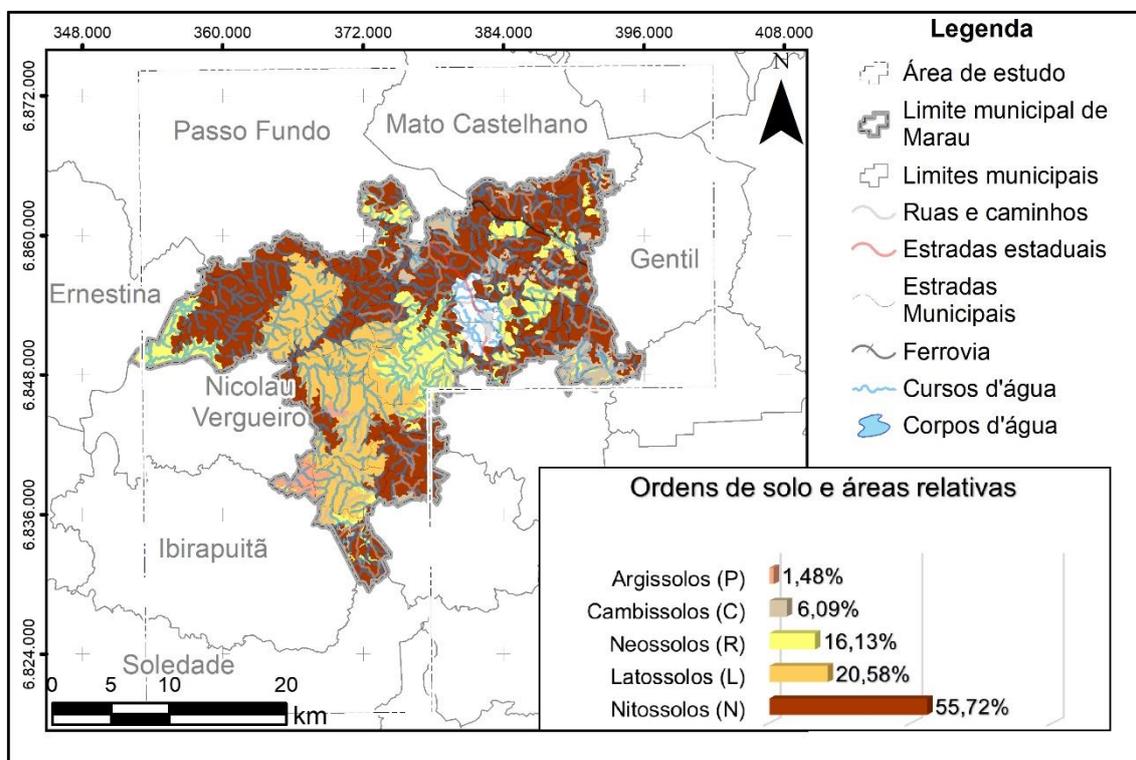


Figura 16 - Mapa de solos em 1º nível categórico do município de Marau com suas respectivas áreas relativas. Fonte: adaptado de (FILIPPINI ALBA et al., 2020).

De maneira geral, ocorre o predomínio de Latossolos Vermelhos e Nitossolos Vermelhos em grandes extensões de áreas agrícolas na porção oeste do município, ainda há a presença de pequenas áreas com Argissolos Vermelhos. Na porção central e leste, predomina o relevo mais acentuado e conseqüentemente solos mais rasos e com condições de intemperismo diferentes, apresentando as unidades de mapeamento de Neossolos Litólicos, Neossolos Regolíticos e Cambissolos. O uso do solo se destina principalmente ao uso agrícola com plantio de soja no verão, e cobertura com aveia, pastagem ou trigo nos meses de inverno. O município também conta uma grande atividade industrial ligada aos frigoríficos, aviários e leiteiras, em geral, destinadas as áreas de relevos mais declivosos ou solos menos propícios aos cultivos anuais.

Quanto a geologia, no território de Marau ocorrem rochas do Grupo São Bento, Formação Serra Geral (CPRM, 2004), ou seja, derrames de basaltos, basalto andesitos, riolitos e riolitos de filiação toleítica, onde intercalam-se

arenitos intertrápicos da Formação Botucatu na base e litarenitos e sedimentos vulcanogênicos da porção mediana ao topo da sequência. O fácies Caxias predomina com derrames de composição intermediária a ácida, riolitos e riolitos, mesocráticos, microgranulares e vitrofíricos, textura esferulítica comum, forte disjunção tabular no topo dos derrames e maciço na porção central, dobras de fluxo e autobrechas frequentes, vesículas preenchidas por calcedônia e ágata, fonte das mineralizações da região ($132,3 \pm 0,5$ milhões de anos, datação Ar-Ar). Ao Norte, há uma pequena ocorrência do fácies Paranapanema, com derrames basálticos granulares finos, melanocráticos, contendo horizontes vesiculares esparsos.

Finalmente, na divisa oeste e ao sul, nas margens do rio Capingui ocorrem derrames basálticos finos à médios do fácies Gramado, melanocráticos cinza e horizontes vesiculares preenchidos por zeólitas, carbonatos, apofilitas e saponita, sendo comum estruturas de fluxo e pahoehoe, intercalados com os arenitos Botucatu (132 ± 1 milhões de anos, datação Ar-Ar). Assim, ocorrem fácies de comportamento diferenciado, por um lado Paranapanema e Gramado, relacionados com magmatismo máfico (basalto) e por outro Caxias, relacionada com rochas intermediárias e félsicas. Todas essas rochas estão relacionadas a formação da classe de solo dos Neossolos, Cambissolos, Nitossolos ou Latossolos dependendo da influência das demais características como, clima, relevo e história local/regional da evolução da paisagem.

Quanto ao relevo, o território de Marau possui duas características bem distintas (Figura 17), uma área ao Oeste, com altitude aproximada de 439m a 570m e declividade predominante 0% a 8% (plano e suave ondulado) e uma área mais declivosa ao Leste, com variabilidade entre 620m e 803m e declividade predominante 20 a 45% (forte ondulado) em alguns setores. Estas características do relevo de Marau conformam o desenvolvimento do município, nas porções com relevos planos e suaves tem-se o desenvolvimento mais intensivo da agricultura de grande escala, em contrapartida, nas áreas com relevo mais acentuado, predominam o setor agropecuário que abastece as indústrias alimentícias da região. A área urbana por sua vez, intercepta a transição entre estas condições de relevo e se acomoda em altitudes intermediárias de 570m a 620m próxima as principais vias de acesso estaduais.

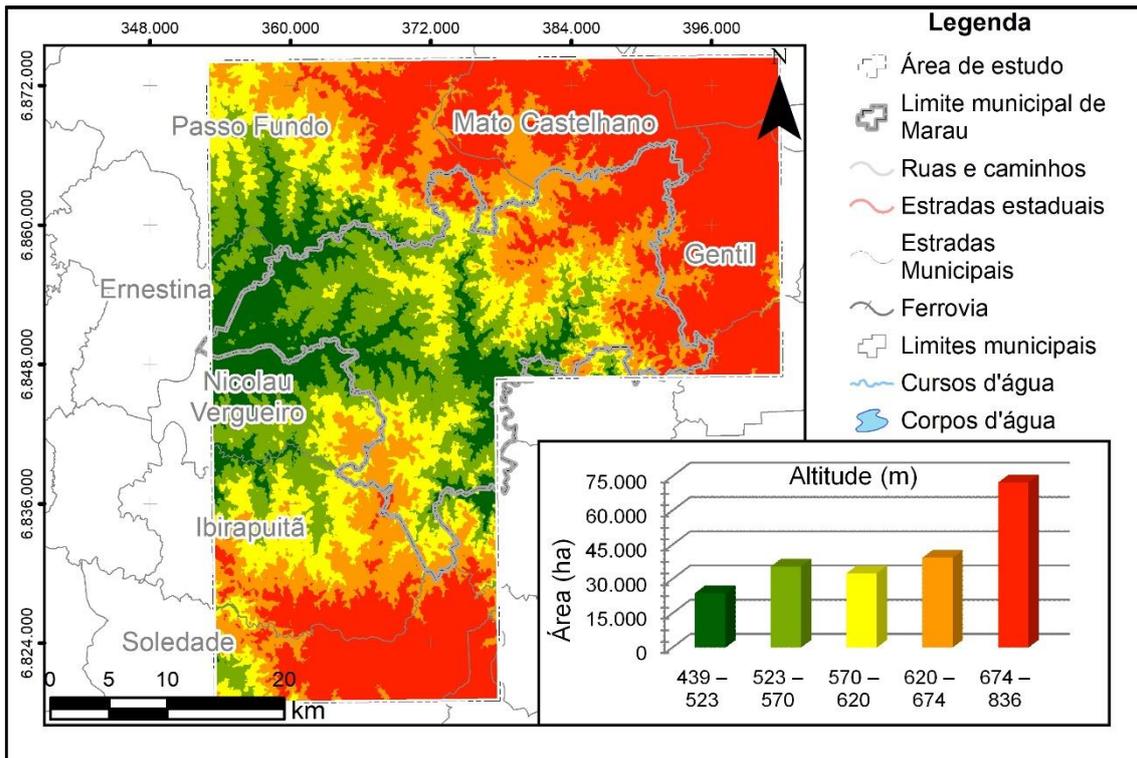


Figura 17 - Representação da altitude do terreno da área de estudo. Dados obtidos através do modelo digital de elevação SRTM com resolução espacial de 30m. Fonte: Elaborado pelo autor.

6.2.2. Processamento digital aplicado a análise dos dados

O processamento foi utilizado para adquirir e armazenar as informações pontuais dos perfis e pontos de observação dos solos, gerando um banco de dados georreferenciado em coordenadas geográficas com sistema de projeção SIRGAS 2000. Para caracterização do conjunto de pontos utilizados é observado o balanceamento das classes de solo, e caso necessário, são realizados procedimentos para restaurar a equivalência das classes dentro do modelo predito.

A métrica utilizada para estimar a necessidade do balanceamento é a acurácia da estimativa e a área mapeada das classes de solo em relação ao mapeamento de referência. Esta etapa se faz necessária pois considerando as abordagens do mapeamento convencional, não há o cuidado na amostragem de pontos que estabeleçam uma espécie de equivalência entre as classes. Visto que para um modelo mental, não há necessidade de uma distribuição equalitária de pontos entre as classes.

O primeiro passo para formatação dos dados foi reunir as informações de forma a representar um identificador, coordenadas UTM e a coluna com a variável a ser estimada, todos estes dados são padronizados em formato csv, com separadores decimais e identificação das células sem valor (Figura 18). Estes dados de entrada são por sua vez importados ao *software R* onde serão associados às covariáveis ambientais e processados.

Foram geradas 46 covariáveis ambientais, das quais são utilizadas para realizar a calibração do modelo matemático (Tabela 2). Dessa forma, utiliza-se o modelo digital de elevação (fator R do SCORPAN) com resolução de 30m (FARR et al., 2007), para gerar 31 covariáveis associadas à capacidade preditiva do mapeamento digital de solos, foram também utilizadas covariáveis derivadas da reflectância de superfície, através do sensor orbital Landsat 8/OLI, agregando mais 15 covariáveis (fator O do SCORPAN), estes planos de informação foram determinados no SAGA GIS (OLAYA, 2004).

Tabela 2 - Covariáveis ambientais utilizadas na calibração do modelo de predição das classes de solo a 2º nível categórico.

Atributos	Abreviação	Descrição sucinta	Referência
Aspect	ASP	Orientação do declive	Olaya (2009)
olib	BLUE	Banda azul do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
olig	GREEN	Banda verde do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
olir	RED	Banda vermelha do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
olinir	NIR	Banda infravermelho próximo do sensor do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
oliswir1	SWIR 1	Banda infravermelho de ondas curtas 1 do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
oliswir2	SWIR 2	Banda infravermelho de ondas curtas 2 do satélite	Landsat 8 / Operational Land Imager
Convergence index	CI	Índice de convergência / divergência em relação ao escoamento	Olaya e Conrad (2009)
Cross-sectional curvature	CSC	Mede a curvatura perpendicular à direção do declive	Olaya (2009)
Diurnal anisotropic heating	DAH	Medição contínua da energia dependente da exposição	Böhner e Antoniç (2009)

Digital elevation model	ELEV	Modelo Digital de Elevação	Florinsky (2016)
Flow line curvature	FLC	Representa a projeção de uma linha de gradiente em um plano horizontal	Olaya (2009)
Flow Accumulation (Top-Down)	FLOW	Fluxo acumulado para cada célula.	Gruber e Peckham (2009)
General curvature	GC	A combinação das curvaturas do plano e do perfil	Olaya (2009)
Longitudinal curvature	LC	Mede a curvatura na direção do declive	Olaya (2009)
LS Factor	LS	Fator Topográfico	Desmet e Govers (1996)
Maximal curvature	MAXC	Curvatura máxima na seção normal local	Olaya (2009)
Mass balance index	MBI	Índice de equilíbrio entre erosão e deposição	Möller <i>et al.</i> (2008)
Minimal curvature	MINC	Curvatura mínima para seção normal local	Olaya (2009)
Multiresolution index of ridge top flatness	MRRTF	Indica posições planas em áreas de alta altitude	Gallant e Dowling (2003)
Multiresolution index of valley bottom flatness	MRVBF	Indica superfícies planas no fundo do vale	Wang <i>et al.</i> (2010)
Mid-slope position	MSP	Representa a distância do topo ao vale, variando de 0 a 1	Böhner e Selige (2006)
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	Carlson e Ripley (1997)
Normalized Difference Water Index	NDWI	$\frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$	Gao (1996)
Normalized height	NH	Distância vertical entre a base e o cume da declividade normalizada	Böhner e Selige (2006)
Normalized Pigment Chlorophyll Ratio Index	NPCRI	$\frac{RED - BLUE}{RED + BLUE}$	Sosa <i>et al.</i> (2021)
Plan curvature	PLANC	Curvatura da linha de contorno hipotética passando por uma célula específica	Olaya (2009)
Profile curvature	PROC	Curvatura da superfície na direção da inclinação mais íngreme	Olaya (2009)
Real surface area	RSA	Cálculo real da área da célula	Olaya (2004)
Slope	S	Representa declividade angular local	Câmara <i>et al.</i> (1996)
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$(1 + L) \times \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L}$	Huete (1988)
Soil Brightness Index	SBI	$\sqrt{RED^2 + NIR^2}$	Elvidge e Lyon (1985)
Slope height	SH	Distância vertical entre a base e o cume da encosta	Böhner e Selige (2006)
Surface specific points	SSP	Indica diferenças entre pontos de deslocamento de superfície específicos	Peucker e Douglas (1975)

Standardized height	STANH	Distância vertical entre a base e o índice de inclinação padronizado	Böhner e Selige (2006)
Tangencial curvature	TANC	Medido no plano normal em uma direção perpendicular ao gradiente	Olaya (2009)
Total curvature	TC	Medida geral da curvatura da superfície	Olaya (2009)
Topographic position index	TPI	Diferença entre a elevação de um ponto e a elevação circundante	Gallant e Wilson (2000)
Terrain ruggedness index	TRI	Índice quantitativo de heterogeneidade topográfica	Riley <i>et al.</i> (1999)
Terrain surface convexity	TSC	Razão entre o número de células que têm curvatura positiva e o número total	Iwahashi e Pike (2007)
Topographic wetness index	TWI	Descreve a tendência de cada célula em acumular água em função do relevo	Pei <i>et al.</i> (2010)
Valley depth	VD	Cálculo da distância vertical ao nível da base de drenagem	Böhner e Selige (2006)
Vector ruggedness measure	VRM	Mede a variação da rugosidade do terreno	Hobson (1972)

Após a derivação de todas as covariáveis ambientais do modelo digital de elevação e das bandas do Landsat 8/OLI, são associadas a tabela da variável estimada por meio de suas coordenadas (Figura 18). Cada ponto é associado ao valor (*pixel*) correspondente no espaço da área de estudo, resultando assim, em uma tabela com todas as covariáveis associadas a classe de solo de referência para que o modelo matemático consiga fazer suas relações e expressar a dinâmica espacial da distribuição dos solos na paisagem. Por fim, os dados são separados em dois conjuntos (Figura 18), o de treinamento conta com 77% dos pontos disponíveis e 23% para a validação. Este processo ocorrerá no limite municipal de Marau e será estimada para a área delimitada pelas cartas topográficas, através do padrão criado em Marau, poderá ser avaliado se este padrão se mantém para as áreas ao entorno.

O treinamento do modelo começa com a definição da função matemática a ser utilizada, sendo o solo o resultado da interação de todas as covariáveis, são definidos os dados de calibração; o número de árvores que o modelo vai gerar ($n_{tree}=500$); o peso dos dados de entrada, aos quais são atribuídos o valor 1 pois se tratam da verdade de campo, inspecionados e classificados; seleção do *Random Forest* (rf) como modelo de treinamento (Figura 18); e por fim é definida a auto validação dos dados por meio de validação cruzada de 10 conjuntos (*k-folds*).

O modelo de treinamento será então conferido com base no conjunto de validação para avaliar as incertezas na etapa de predição, com estes índices aceitáveis, passa-se a determinação das importâncias de cada covariável no treinamento e por fim, a estimativa de todas as células da área de interesse com base no modelo treinado (Figura 18). A etapa de predição consiste na estimativa da probabilidade de cada classe de solo ocorrer em determinada posição espacial, será em outra camada matricial (*raster*) pois será a zona fisiograficamente semelhante, logo o treinamento será realizado no *raster* da área de Marau e a predição no *raster* das áreas ao entorno (Figura 18). As funções de incerteza são aplicadas sobre os dados estimados para analisar as probabilidades de ocorrência de cada classe de solo em cada posição para assim, avaliarem os níveis de confiabilidade do resultado predito (Figura 18).

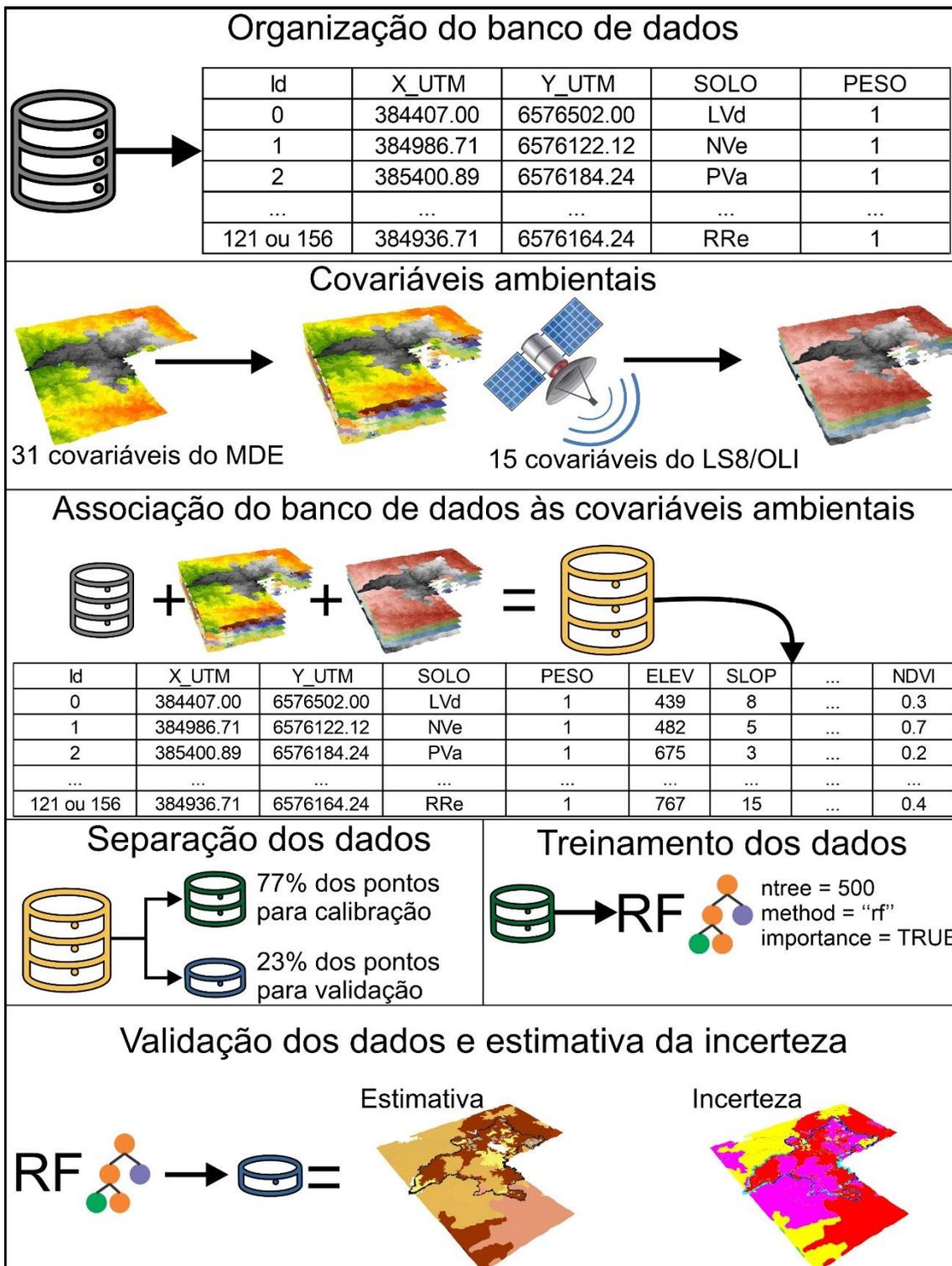


Figura 18 - Fluxograma dos processos aplicados aos dados para geração das covariáveis e relação destas com os pontos de treinamento e validação considerando a região fisiograficamente semelhante. Fonte: Elaborado pelo autor.

6.1. Resultados

6.1.1. Comportamento das covariáveis e conjunto de dados

As covariáveis ambientais de índice de umidade topográfica (twi), elevação (elev) e declividade (s) explicaram a variância dos modelos preditos em ambas as estimativas realizadas, a rugosidade do terreno(tri) e a curvatura tangencial (tanc), foram importantes para explicar a variância do modelo sem balanceamento de dados. Quanto ao modelo balanceado, além das covariáveis já citadas, a área real da célula (rsa) e o índice de posição topográfica (tpi) foram importantes.

Com base no conjunto amostral de dados disponível a partir das expedições de campo foi observada um desbalanceamento entre as classes de solo, com Nitossolos Vermelhos (NV) representando 51% dos pontos amostrais, Latossolos Vermelhos (LV) com 21%, Neossolos Regolíticos (RR) com 13%, Cambissolos Háplicos (CX) com 9% e Argissolos Vermelhos (PV) com 5%, como observado na Figura 19.

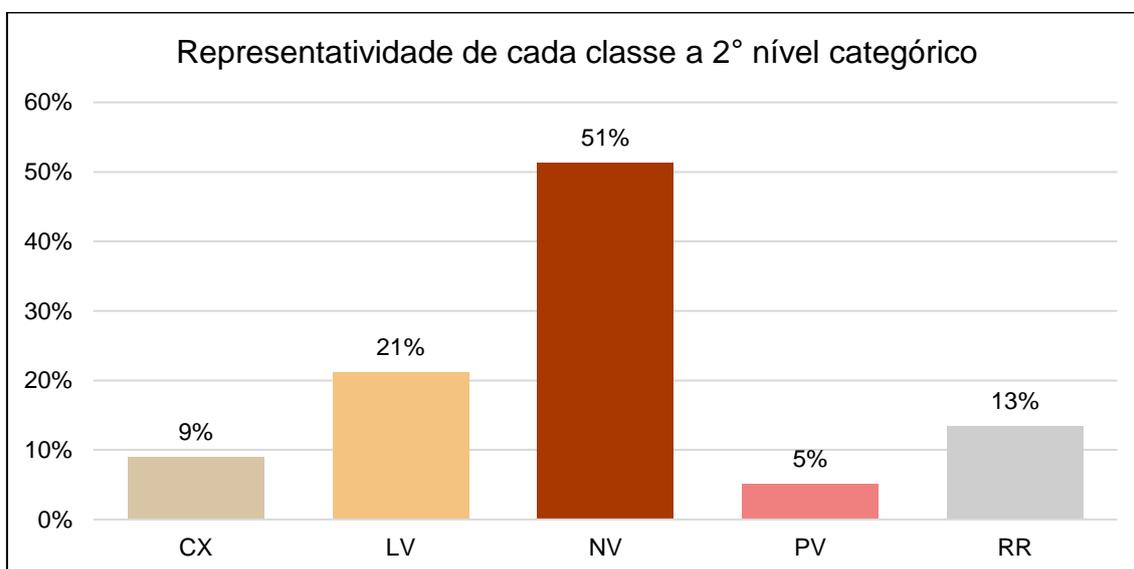


Figura 19 - Representatividade do conjunto amostral com relação as classes de solo em 2º nível categórico.

O balanceamento dos dados (Figura 20) resultou na exclusão de 35 pontos de Latossolos Vermelhos de regiões onde havia uma densidade maior desta classe. Este procedimento reduziu a representatividade no conjunto amostral de 51% para 37%, e incrementou a representação dos Latossolos

Vermelhos de 21% para 27%, Neossolos Regolíticos de 13% para 17%, Cambissolos Háplicos para 12% dos 9% antes do balanceamento e os Argissolos Vermelhos incrementaram 2%, de 5% para 7%.

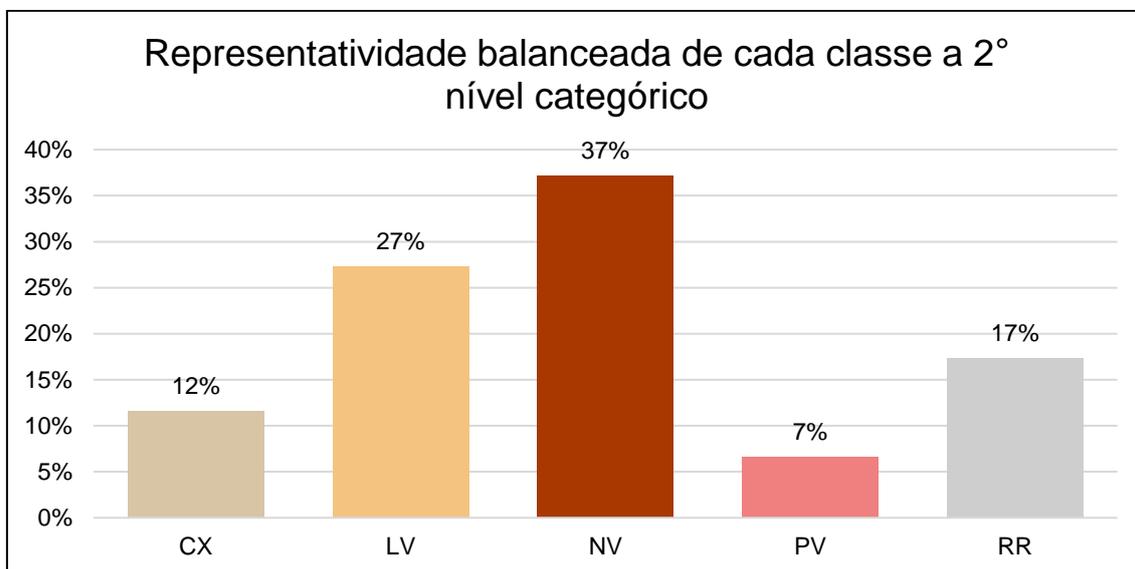


Figura 20 - Representatividade das classes de solo a 2º nível categórico para o conjunto amostral.

6.1.2. Classes de solo extrapoladas

O mapeamento digital das classes de solo a 2º nível categórico (Figura 21) estimou, aproximadamente, 81% da área de referência com a classe de Nitossolos Vermelhos. A próxima classe mais estimada nesta área foi a dos Neossolos Regolíticos ~10%, as classes de Cambissolo, Latossolo e Argissolo, foram estimadas em menos de 9% da área do município.

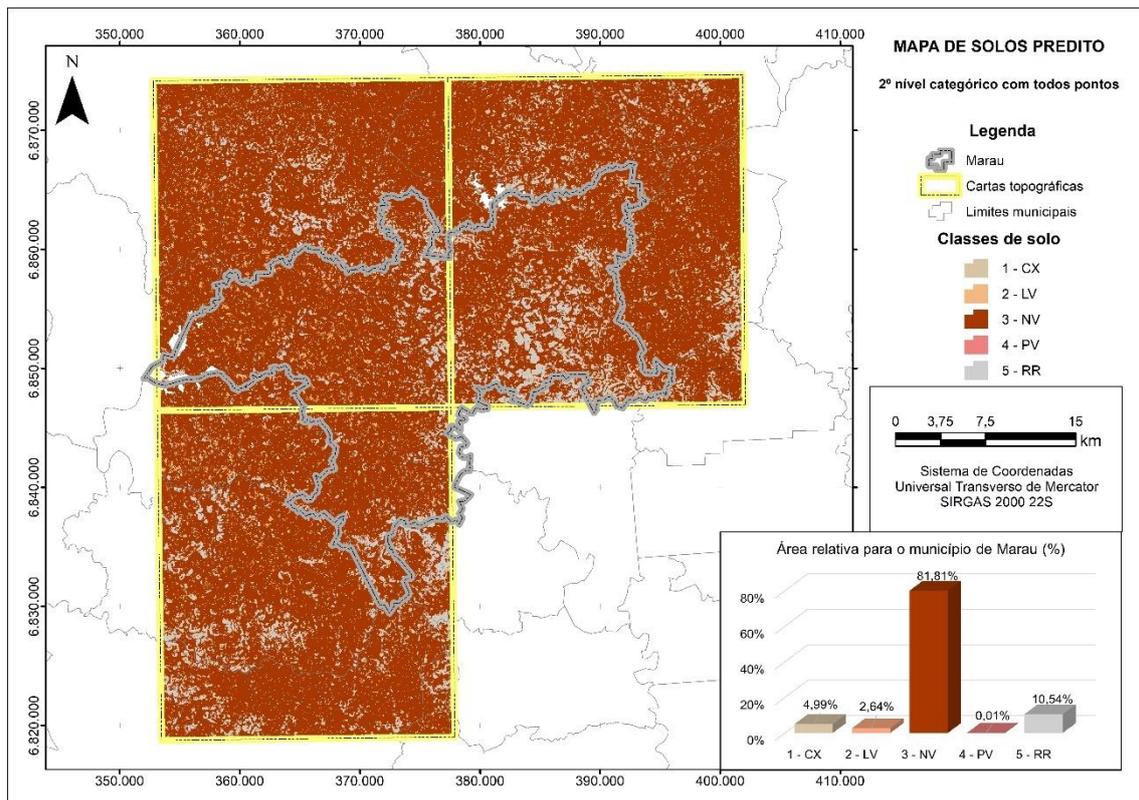


Figura 21 - Mapa de solos digital, predito a 2º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 29, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.

O conjunto de dados balanceado foi utilizado pelo modelo preditivo para estimar a distribuição de solos (Figura 22). O conjunto balanceado estimou que os Nitossolos Vermelhos ocupam 45,58% da área de referência, seguido pelos Latossolos Vermelhos com 23,52%, Neossolos Regolíticos com 23,13%, Cambissolos Háplicos com 5,80% e Argissolos Vermelhos com 1,76%. A distribuição das classes de solo possui um padrão semelhante ao mapeamento convencional da área, considerado como delimitação de referência.

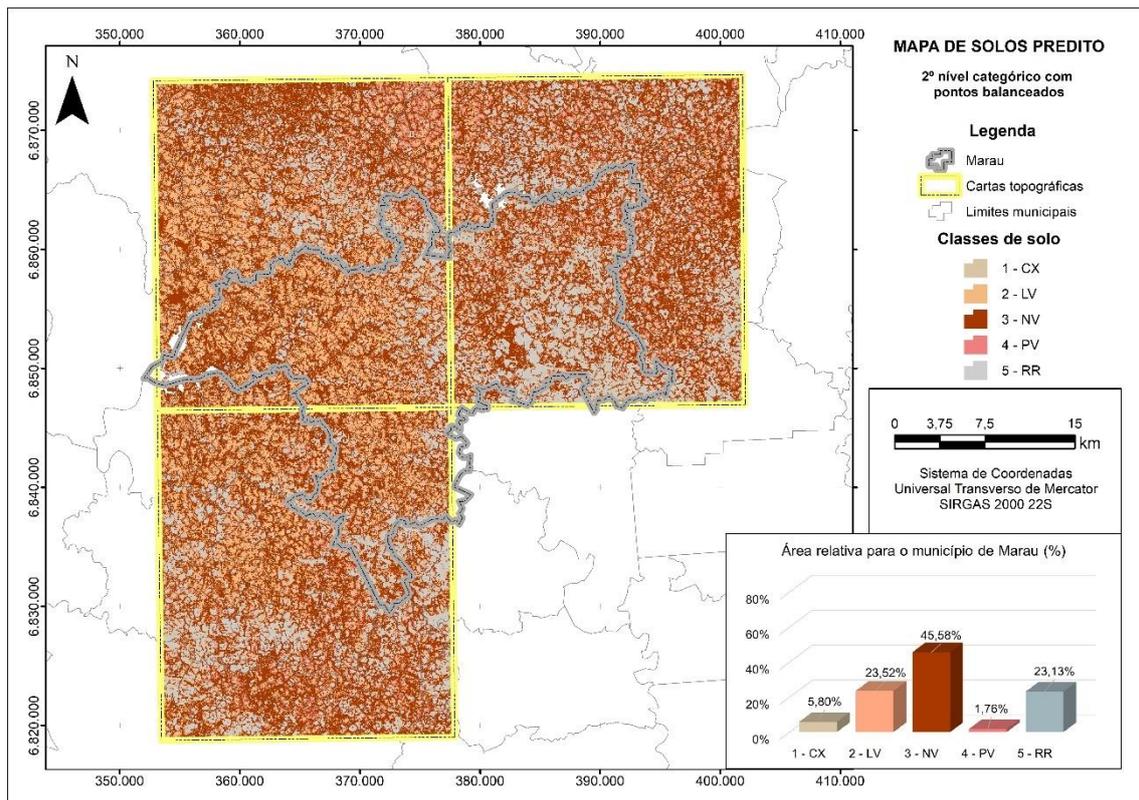


Figura 22 - Mapa de solos digital, predito a 2º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 30 Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.

6.1.3. Incerteza associada a extrapolação das classes de solo

A incerteza do mapeamento digital sem balanceamento de dados (Figura 23) variou entre 0,09 e 1,00, com predomínio da classe de menor incerteza (0,09 – 0,62) em 33% da área de referência e 37% da área extrapolada. Quanto a classe de maior incerteza (0,93 – 1,00), ou uma maior estimativa desta para a área de treinamento do modelo (limite municipal) em relação a área extrapolada (área das cartas topográficas).

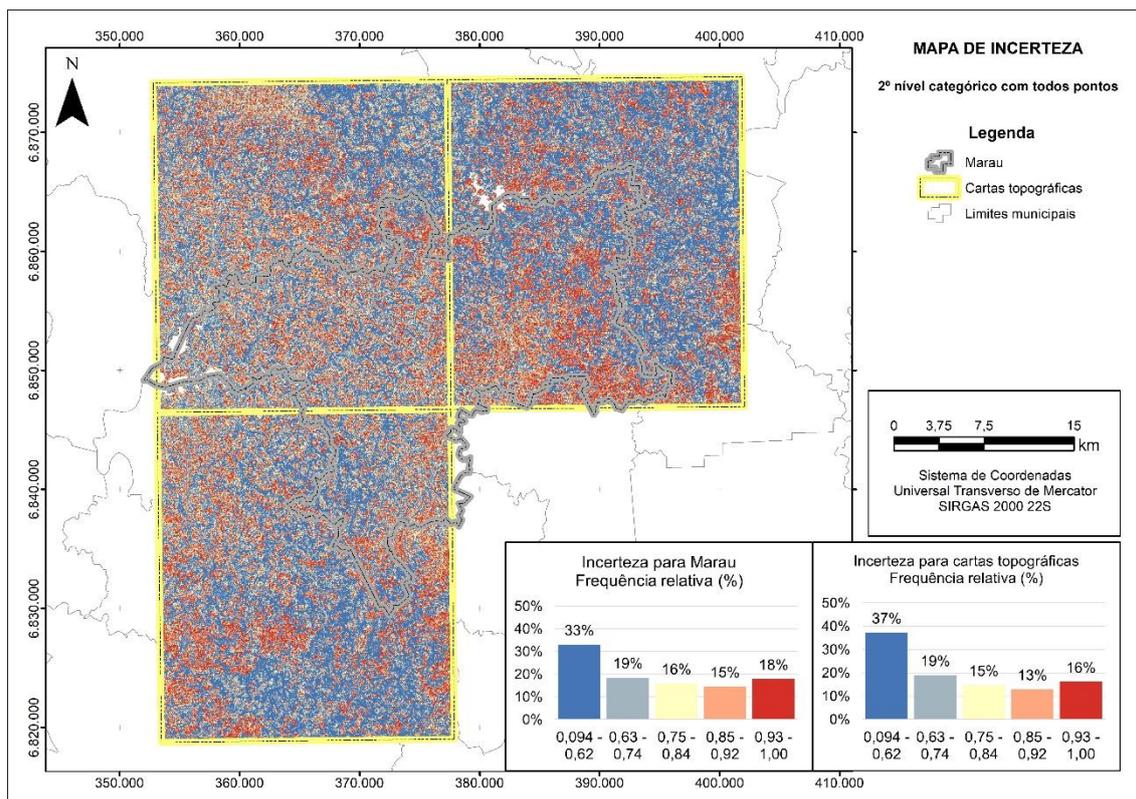


Figura 23 - Mapa de incerteza estimada, para as classes preditas a 2º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 31, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe.

Através do conjunto de dados balanceado, a incerteza obteve valores crescentes do índice de confusão (Figura 24). A classe predominante foi de 0,93 a 1,00 em 36% da área, enquanto a classe com os valores menos incertos representou somente 5% da área de referência e extrapolada. Nesta modelagem, não houve variação entre as áreas de referência e extrapolada quanto a área das classes de incerteza, apesar de apresentar uma incerteza média maior do que quando utilizado o conjunto de dados desbalanceado.

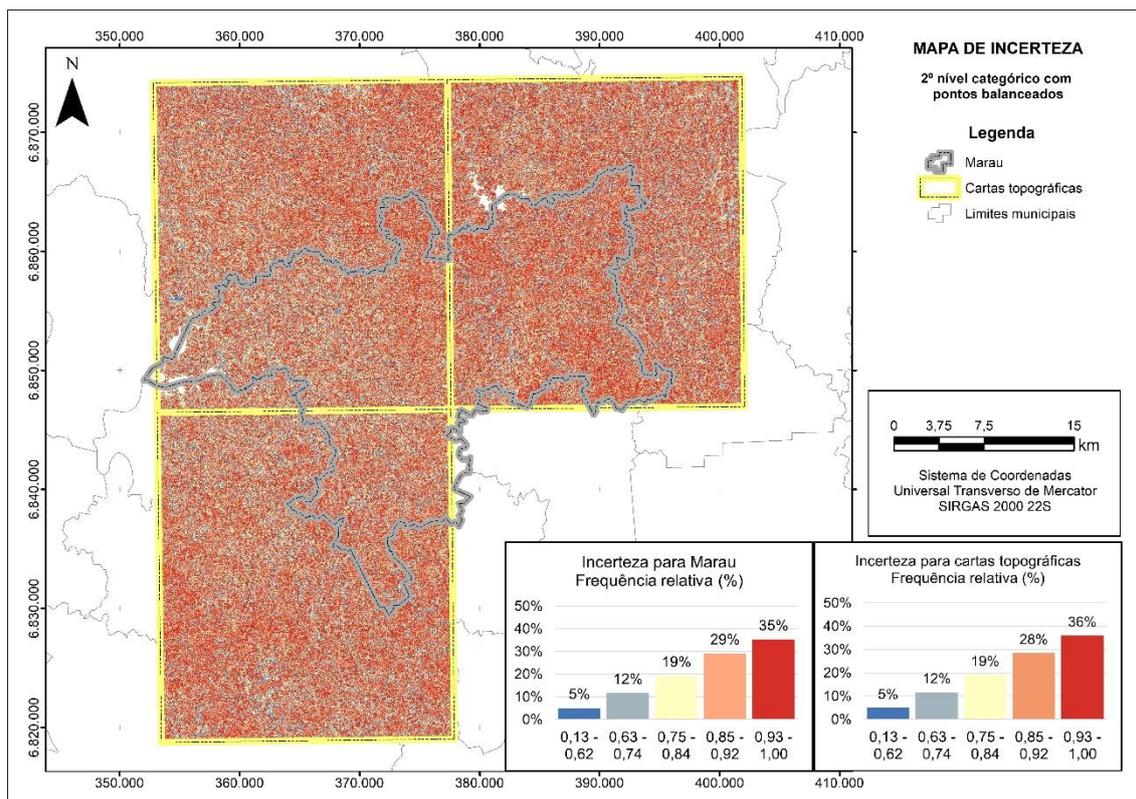


Figura 24 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 2º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor. Na Figura 32, Anexo III o mapa está em tamanho original e pode ser observado com mais detalhe..

6.2. Discussão

As covariáveis que se destacam na modelagem de ambos os conjuntos de dados para extrapolação da área são relacionadas ao terreno. Dessa forma, estas covariáveis expressam a variação da relação solo-paisagem na distribuição das classes de solo mapeadas, possibilitando uma classificação eficiente das classes de solo em função das diferentes posições da paisagem em que ocorrem (DALMOLIN et al., 2020; GRINAND et al., 2008; TEN CATEN et al., 2011).

Os conjuntos de dados obtiveram resultados distintos, enquanto o conjunto sem balanceamento indica uma incerteza média menor e se distância do mapeamento de referência em área e posição das classes mapeadas. Considerando o conjunto de dados balanceado, a incerteza é maior, porém com maior assertividade na posição e área mapeada das classes a 2º nível categórico quando comparado ao mapeamento de referência, resultados semelhantes

foram encontrados por Sharififar et al., (2019), onde o uso de um conjunto de dados desbalanceado resultou na perda de unidades de mapeamento pouco representativas em virtude da superestimativa das classes bem representadas.

Para avaliar este desempenho é necessário o conhecimento de campo e da relação entre as classes de solo que estão indicando a confusão do modelo, logo, o conjunto de dados sem balanceamento produz uma incerteza menor, porém sem embasamento de campo. Visto que não reflete a relação solo-paisagem e distribuição dos solos, em contrapartida, o conjunto de dados balanceado apresentou um valor médio de incerteza maior, porém de acordo com a relação solo-paisagem da região e com proximidade nas posições estimadas das classes de solo, sendo mais assertivo como conjunto de dados. Estes resultados corroboram com os evidenciados por Angelini et al. (2020), que destacam o conhecimento pedológico da área como fonte de validação dos resultados levantados pelo MDS.

Quanto ao mapa de solos predito a 2^o nível categórico (Figura 21), a abrangência de 81% de Nitossolos é efeito da tendência gerada do modelo preditivo, resultante do desbalanceamento das classes, que se propagou para as áreas extrapoladas e não estão de acordo com os resultados encontrados no mapeamento de referência. Considerando a baixa representatividade das classes minoritárias, os Neossolos Regolíticos tiveram um desempenho mediano pois a característica de paisagem que se encontram (topos e áreas declivosas) é bem diferenciada das paisagens do Nitossolo Vermelho.

A menor classe de incerteza representada pelo índice de confusão para este mapa digital (Figura 23) abrangeu 37 % da área total das cartas topográficas, e está associada a classe de Nitossolos Vermelhos, conferindo ao modelo uma confiança errônea, visto que a posição da classe não abrange de forma representativa todas as áreas com baixa incerteza, como deveria indicar esta métrica. Além disso o predomínio exagerado de baixa incerteza em áreas que predominam Latossolos associados a Nitossolos não condiz com a alta semelhança que estas classes possuem e suas relações pedológicas naturalmente confusas, esta confusão também foi relatada por Rizzo, Demattê e Lacerda (2015), onde a proximidade das classes de Latossolo Vermelho e Nitossolo Vermelho não permitiram sua individualização com covariáveis derivadas do espectro VIS-NIR.

Considerando o mapa de solos a 2º nível categórico com o conjunto de dados balanceado (Figura 22), seguiu a mesma tendência apresentada pela proporção de pontos de classificação (Figura 20), mantendo as áreas e posição das unidades de mapeamento próximas ao mapeamento de referência. O predomínio de NV, LV e RR, respectivamente, entra em concordância com a capacidade preditiva dos modelos evidenciada por diversos autores (CAMBULE; ROSSITER; STOORVOGEL, 2013; HÖFIG; GIASSON; VENDRAME, 2014; LOYOLA-GONZÁLEZ et al., 2016).

No mapa de incerteza gerado através do conjunto de dados balanceados (Figura 24) observa-se que a incerteza é mais dispersa, não há grandes agrupamentos de valores nas regiões de Latossolos e Nitossolos, onde os *pixels* dispersos representam as classes acima de 0,85 no índice de confusão, estes resultados são indicativos bons para a natural confusão destas classes. Além disso, as áreas agrupadas com incerteza baixa, classe de 0,13-0,62, estão localizadas nas regiões características de solos rasos e nos terços superiores das coxilhas, áreas onde predominam os Neossolos Regolíticos e Cambissolos Háplicos, aos quais estão corretamente associados a estas posições da paisagem no mapeamento digital de classes e no mapeamento convencional de referência.

6.3. Conclusões

Com base nos objetivos que orientaram este trabalho, balanceamos o conjunto de dados e extrapolamos os mapas preditos de solo a 2º nível categórico para regiões fisiograficamente semelhantes. Complementa-se que:

- O conjunto de dados balanceado reduz a superestimativa de classes majoritárias ao mesmo momento que reduz a subestimativa de classes minoritárias, logo, é o mais eficiente;
- O padrão de distribuição dos solos na paisagem, identificado através do mapeamento convencional, foi corretamente reproduzido para a área extrapolada com o uso do mapeamento digital de solos;

- A avaliação da incerteza de forma isolada não é uma boa métrica, pois pode carregar a tendência do conjunto amostral e não refletir a verdade de campo.

7. Considerações finais

Em suma, esta tese iniciou as pesquisas na área de Mapeamento Digital de Solos no grupo de estudos em Pedologia da UFPel. Suprimindo a inércia inerente a cada novo ramo de pesquisa e dando um importante passo para difundir e apresentar este tema a outros colegas e alunos.

Dentre os estudos abordados e visando produzir avanços importantes na formatação do PRONASOLOS, o estudo 1 provê informações relacionadas a capacidade preditiva do mapeamento digital de solos quando utilizado em níveis categóricos muito detalhados, onde a variação dentro das unidades de mapeamento de mesma subordem é pouca para ser estimada por covariáveis, ainda assim, o estudo demonstrou que quando bem balanceados e com covariáveis adequadas, é possível estimar estas classes com padrão de dispersão semelhante ao mapeamento convencional. O estudo 2 pondera a capacidade de usar o esforço amostral já existente para estimar áreas sem informações de solo, baseando-se nas áreas já mapeadas e no conhecimento da incerteza e relação solo-paisagem para conferência da qualidade desta extrapolação, direcionando os esforços para as áreas de validação e aumentando a eficiência do projeto.

Quanto aos conjuntos de dados legados, estes serão úteis ao programa desde que possuam uma rastreabilidade e confiança, dessa forma, podem ser realizados esforços para validar os mapeamentos digitais que resultarem destes dados legados. Abordando outra característica do mapeamento digital, estima-se que a escala equivalente dos mapas produzidos neste trabalho, seja de 1:15.000, um grande ganho de detalhe quando considerado os mapas 1:50.000 previstos no PRONASOLOS.

Quanto a extrapolação dos dados com base em dados legados, o modelo mais eficaz foi o que utilizou a base de dados balanceada, conseguindo manter o padrão de delimitação das classes de solo da área de referência para a área extrapolada. Esta conferência possibilita que sejam utilizados dados balanceados para estimar áreas mais amplas de regiões importantes para o PRONASOLOS, dessa forma, direcionando os esforços para validação em campo destas extrapolações e reduzindo o esforço amostral.

Destaca-se ainda, a lacuna de informações as quais seriam de grande valia para o desenvolvimento do mapeamento digital de solos no Brasil e necessitam de estudos futuros. Não há cobertura eficiente de mapeamentos geológicos em escalas compatíveis com o estudo de solos em escalas de município, estas informações seriam chaves interessantes para a separação e interpretação das variações de solos de uma área. De forma análoga, não são evidenciadas covariáveis ambientais que efetivamente diferenciem Latossolos de Nitossolos, informações como a susceptibilidade magnética ou informações provenientes da radiometria podem se aprofundar nestas hipóteses.

As contribuições mais expressivas deste estudo, abordam a forma de validação dos produtos gerados pelo mapeamento digital, não se limitando a interpretações dos valores de incerteza, mas sim a distribuição dos solos na paisagem em conjunto com o conhecimento de campo e então, associados a incerteza do mapa. Unindo de forma categórica a “logia” com a “metria” que sucedem o “Pedon”.

8. Referências

ALVARES, Clayton Alcarde; STAPE, José Luiz; SENTELHAS, Paulo Cesar; DE MORAES GONÇALVES, José Leonardo; SPAROVEK, Gerd. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, [S. l.], v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013. DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0507. Disponível em:

http://www.schweizerbart.de/papers/metz/detail/22/82078/Koppen_s_climate_classification_map_for_Brazil?af=crossref.

ANGELINI, M. E.; KEMPEN, B.; HEUVELINK, G. B. M.; TEMME, A. J. A. M.; RANSOM, M. D. Extrapolation of a structural equation model for digital soil mapping. **Geoderma**, [S. l.], v. 367, n. October 2019, p. 114226, 2020. DOI: 10.1016/j.geoderma.2020.114226. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114226>.

ARROUAYS, Dominique; LAGACHERIE, Philippe; HARTEMINK, Alfred E. Digital soil mapping across the globe. **Geoderma Regional**, [S. l.], v. 9, p. 1–4, 2017. DOI: 10.1016/j.geodrs.2017.03.002. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.03.002>.

ARROUAYS, Dominique; MCBRATNEY, Alex; BOUMA, Johan; LIBOHOVA, Zamir; RICHER-DE-FORGES, Anne C.; MORGAN, Cristine L. S.; ROUDIER, Pierre; POGGIO, Laura; MULDER, Vera Leatitia. Impressions of digital soil maps: The good, the not so good, and making them ever better. **Geoderma Regional**, [S. l.], v. 20, 2020. DOI: 10.1016/j.geodrs.2020.e00255. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00255>. Acesso em: 16 out. 2020.

BAGATINI, Tatiane; GIASSON, Elvio; TESKE, Rodrigo. Expansão de mapas pedológicos para áreas fisiograficamente semelhantes por meio de mapeamento digital de solos. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, [S. l.], v. 51, n. 9, p. 1317–1325, 2016. DOI: 10.1590/S0100-204X2016000900031.

BEGUIN, Julien; FUGLSTAD, Geir-Arne; MANSUY, Nicolas; PARÉ, David. Predicting soil properties in the Canadian boreal forest with limited data: Comparison of spatial and non-spatial statistical approaches. **Geoderma**, [S. l.], v. 306, p. 195–205, 2017. DOI: 10.1016/j.geoderma.2017.06.016. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706116308734>.

BEHRENS, Thorsten; FÖRSTER, Helga; SCHOLTEN, Thomas; STEINRÜCKEN, Ulrich; SPIES, Ernst-Dieter; GOLDSCHMITT, Michael. Digital soil mapping using artificial neural networks. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, [S. l.], v. 168, n. 1, p. 21–33, 2005. DOI: 10.1002/jpln.200421414. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1002/jpln.200421414>.

BELLINASO, Henrique; DEMATTÊ, José Alexandre Melo; ROMEIRO, Suzana Araújo. Soil spectral library and its use in soil classification. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**, [S. l.], v. 34, n. 3, p. 861–870, 2010. DOI: 10.1590/s0100-06832010000300027.

BJØRN MØLLER, Anders; KOGANTI, Triven; BEUCHER, Amélie; IVERSEN, Bo V.; GREVE, Mogens Humlekrog. Downscaling digital soil maps using electromagnetic induction and aerial imagery. **Geoderma**, [S. l.], v. 385, n. November 2020, 2021. DOI: 10.1016/j.geoderma.2020.114852.

BOCKHEIM, J. G.; GENNADIYEV, A. N.; HAMMER, R. D.; TANDARICH, J. P. Historical development of key concepts in pedology. **Geoderma**, [S. l.], v. 124, n. 1–2, p. 23–36, 2005. DOI: 10.1016/j.geoderma.2004.03.004.

BÖHNER, J.; ANTONIĆ, O. Chapter 8 Land-Surface Parameters Specific to Topo-Climatology. *In: Developments in Soil Science*. [s.l: s.n.]. v. 33p. 195–226. DOI: 10.1016/S0166-2481(08)00008-1.

BÖHNER, Jürgen; SELIGE, Thomas. Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalisation. *In: BÖHNER, Jürgen; MCCLOY, Keith R.; STROBL, Josef (org.). SAGA - Analyses and Modelling Applications*. [s.l: s.n.]. v. 115p. 13–28.

BRAMÃO, D. Luis; LEMOS, Petezval. Soil map of South America. **Transactions 7th int. Congr. Soil Sci.**, [S. l.], v. 4, p. 1–10, 1960.

BRASIL. **Projeto RADAMBRASIL: Folha SH.22 Porto Alegre e parte das Folhas SH.21 Uruguaiana e SI.22 Lagoa Mirim**. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 1986. v. 33 Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv19048.pdf>.

BRASIL. **Projeto RADAMBRASIL: Folha SG.22 Curitiba, Folha SG.23 Iguape e parte da Folha SG.21 Asunción**. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2018. v. 35 Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101617.pdf>.

BRODSKÝ, Lukáš; KLEMENT, Aleš; PENÍŽEK, Vít; KODEŠOVÁ,

Radka; BORUVKA, Luboš. Building soil spectral library of the czech soils for quantitative digital soil mapping. **Soil and Water Research**, [S. l.], v. 6, n. 4, p. 165–172, 2011. DOI: 10.17221/24/2011-swr.

CÂMARA, Gilberto; SOUZA, Ricardo Cartaxo Modesto; FREITAS, Ubirajara Moura; GARRIDO, Juan. Spring: Integrating remote sensing and gis by object-oriented data modelling. **Computers & Graphics**, [S. l.], v. 20, n. 3, p. 395–403, 1996. DOI: 10.1016/0097-8493(96)00008-8. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0097849396000088>.

CAMBULE, A. H.; ROSSITER, D. G.; STOOORVOGEL, J. J. A methodology for digital soil mapping in poorly-accessible areas. **Geoderma**, [S. l.], v. 192, n. 1, p. 341–353, 2013. DOI: 10.1016/j.geoderma.2012.08.020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.08.020>.

CARLSON, Toby N.; RIPLEY, David A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 62, n. 3, p. 241–252, 1997. DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00104-1.

CARRÉ, F.; MCBRATNEY, Alex B.; MINASNY, B. Estimation and potential improvement of the quality of legacy soil samples for digital soil mapping. **Geoderma**, [S. l.], v. 141, n. 1–2, p. 1–14, 2007. DOI: 10.1016/j.geoderma.2007.01.018.

CAVAZZI, Stefano; CORSTANJE, Ron; MAYR, Thomas; HANNAM, Jacqueline; FEALY, Reamonn. Are fine resolution digital elevation models always the best choice in digital soil mapping? **Geoderma**, [S. l.], v. 195–196, p. 111–121, 2013. DOI: 10.1016/j.geoderma.2012.11.020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.11.020>.

CHAGAS, César da Silva; CARVALHO JÚNIOR, Waldir De; PINHEIRO, Helena Saraiva Koenow; XAVIER, Pedro Armentano Mudado; BHERING, Silvio Barge; PEREIRA, Nilson Rendeiro; CALDERANO FILHO, Braz. Mapping Soil Cation Exchange Capacity in a Semiarid Region through Predictive Models and Covariates from Remote Sensing Data. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, [S. l.], v. 42, n. 0, p. 1–12, 2018. DOI: 10.1590/18069657rbcS20170183.

CPRM. **Carta Geológica do Brasil ao Milionésimo SH.22 Porto Alegre**SIG Brasil - o portal brasileiro de dados geográficos, 2004. Disponível em:

<http://www.metadados.inde.gov.br/geonetwork/srv/por/metadata.show?id=70656&currTab=simple>.

DALMOLIN, Ricardo Simão Diniz; MOURA-BUENO, Jean Michel; SAMUEL-ROSA, Alessandro; FLORES, Carlos Alberto. How is the learning process of digital soil mapping in a diverse group of land use planners? **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, [S. l.], v. 44, p. 1–18, 2020. DOI: 10.36783/18069657rbcs20190037. Disponível em: <https://www.rbcsjournal.org/article/how-is-the-learning-process-of-digital-soil-mapping-in-a-diverse-group-of-land-use-planners/>.

DARWIN, Charles. **On the Origin of the Species**. New York. Disponível em: http://darwin-online.org.uk/converted/pdf/1861_OriginNY_F382.pdf.

DAZZI, Carmelo; GALATI, Antonino; CRESCIMANNO, Maria; LO PAPA, Giuseppe. Pedotechnique applications in large-scale farming: Economic value, soil ecosystems services and soil security. **Catena**, [S. l.], v. 181, n. December 2018, p. 104072, 2019. DOI: 10.1016/j.catena.2019.104072. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104072>.

DESMET, P. J. J.; GOVERS, G. A GIS procedure for automatically calculating the USLE LS factor on topographically complex landscape units. **Journal of Soil and Water Conservation**, [S. l.], v. 51, n. 5, p. 427–433, 1996.

DIAS, Carlos. **Classificação de solos vai chegar a dispositivos móveis**. 2016. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/13178160/classificacao-de-solos-vai-chegar-a-dispositivos-moveis>. Acesso em: 7 jun. 2021.

DOKUCHAEV, Vasiliĭ Vasil'evich. **The Russian Chernozem. A report to the Free Economics Society**. St. Petersburg. v. 1

DOKUCHAEV, Vasily Vasili'evich. Materials on Land Evaluation of the Nizhni Novgorod Governorate. Natural and Historical Part: Report to the Nizhni Novgorod Governorate Zemstvo. Vol. 1: Key Points in the History of Land Evaluation in the European Russia, with Classification of Russian So. [S. l.], 1886.

ELVIDGE, Christopher D.; LYON, Ronald J. P. Influence of rock-soil spectral variation on the assessment of green biomass. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 17, n. 3, p. 265–279, 1985. DOI: 10.1016/0034-4257(85)90099-9.

ESPINDOLA, Carlos Roberto. Histórico das pesquisas sobre solos até

meados do século XX, com ênfase no Brasil. **Revista do Instituto Geológico**, [S. l.], v. 39, n. 2, p. 27–70, 2018. DOI: 10.5935/0100-929X.20180007. Disponível em: <http://www.gnresearch.org/doi/10.5935/0100-929X.20180007>.

FALLOU, Friedrich Albert. Die Ackererden des Königreichs Sachsen und der angrenzenden Gegend, geognostisch untersucht und classificiert. Eine bodenkundliche Skizze [O solo do Reino da Saxônia e arredores, geognosticamente examinado e classificado. Um esboço pedológico]. [S. l.], 1853.

FALLOU, Friedrich Albert. Pedologie oder allgemeine und besondere Bodenkunde [Pedologia ou ciência geral e especial do solo]. [S. l.], 1862.

FAO. World agriculture towards 2030/2050: the 2012 revision. Rome, Italy, 2012. DOI: 10.1002/jso.2930300113.

FARR, Tom G. et al. The Shuttle Radar Topography Mission. **Reviews of Geophysics**, [S. l.], v. 45, n. 2, p. RG2004, 2007. DOI: 10.1029/2005RG000183. Disponível em: <https://doi.org/10.1029/2005RG000183>.

FILIPPINI ALBA, José Maria; MIGUEL, Pablo; ALMEIDA, Ivan Rodrigues De; MOURA-BUENO, Jean Michel; NACHTIGALL, Stefan Domingues; PAGANI JUNIOR, Adão; LEIDEMER, Jéferson Diego. **Levantamento de solos do município de Marau e zoneamento edafoclimático de culturas**. 1. ed. Pelotas: Embrapa Clima Temperado, 2020.

FLORINSKY, I. V. The Dokuchaev hypothesis as a basis for predictive digital soil mapping (on the 125th anniversary of its publication). **Eurasian Soil Science**, [S. l.], v. 45, n. 4, p. 445–451, 2012. DOI: 10.1134/S1064229312040047. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1134/S1064229312040047>.

FLORINSKY, Igor V. Digital Elevation Models. *In: Digital Terrain Analysis in Soil Science and Geology*. [s.l.] : Elsevier, 2016. p. 77–108. DOI: 10.1016/B978-0-12-804632-6.00003-1.

GALLANT, J. C.; WILSON, J. P. Primary topographic attributes. **Terrain Analysis: Principles and Applications**, [S. l.], n. January, p. 51–85, 2000.

GALLANT, John C.; DOWLING, Trevor I. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. **Water Resources Research**, [S. l.], v. 39, n. 12, 2003. DOI: 10.1029/2002WR001426.

GAO, Bo-Cai. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, [S. l.], v. 58, n. 3, p. 257–266, 1996. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.

GIASSON, Elvio; CLARKE, Robin Thomas; INDA JUNIOR, Alberto Vasconcellos; MERTEN, Gustavo Henrique; TORNQUIST, Carlos Gustavo. Digital soil mapping using multiple logistic regression on terrain parameters in southern Brazil. **Scientia Agricola**, [S. l.], v. 63, n. 3, p. 262–268, 2006. DOI: 10.1590/S0103-90162006000300008. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-90162006000300008&lng=en&tling=en.

GONÇALVES, Thaís Gabriela; PONS, Nívea Adriana Dias; MELLONI, Eliane Guimarães Pereira; MANCINI, Marcelo; CURI, Nilton. Digital soil mapping: Predicting soil classes distribution in large areas based on existing soil maps from similar small areas. **Ciencia e Agrotecnologia**, [S. l.], v. 45, 2021. DOI: 10.1590/1413-7054202145007921.

GRIMM, Rosina; BEHRENS, Thorsten. Uncertainty analysis of sample locations within digital soil mapping approaches. **Geoderma**, [S. l.], v. 155, n. 3–4, p. 154–163, 2010. DOI: 10.1016/j.geoderma.2009.05.006. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.05.006>.

GRINAND, Clovis; ARROUAYS, Dominique; LAROCHE, Bertrand; MARTIN, Manuel Pascal. Extrapolating regional soil landscapes from an existing soil map: Sampling intensity, validation procedures, and integration of spatial context. **Geoderma**, [S. l.], v. 143, n. 1–2, p. 180–190, 2008. DOI: 10.1016/j.geoderma.2007.11.004.

GRUBER, S.; PECKHAM, S. Chapter 7 Land-Surface Parameters and Objects in Hydrology. *In: Developments in Soil Science*. [s.l: s.n.]. v. 33p. 171–194. DOI: 10.1016/S0166-2481(08)00007-X.

HARTEMINK, Alfred E.; MENDONÇA-SANTOS, Maria De Lourdes; MCBRATNEY, Alex. **Digital soil mapping with limited data**. [s.l: s.n.]. DOI: 10.1007/978-1-4020-8592-5.

HENDRIKS, C. M. J.; STOORVOGEL, J. J.; LUTZ, F.; CLAESSENS, L. When can legacy soil data be used, and when should new data be collected instead? **Geoderma**, [S. l.], 2019. DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.04.026.

HEUNG, Brandon; HODÚL, Matúš; SCHMIDT, Margaret G. Comparing the use of training data derived from legacy soil pits and soil survey polygons for mapping soil classes. **Geoderma**, [S. l.], v. 290, p. 51–68, 2017. DOI: 10.1016/j.geoderma.2016.12.001. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706116309491>.

HEUVELINK, Gerard. The definition of Pedometrics. **Pedometron**, [S. l.], v. 15, n. 15, p. 15, 2003. Disponível em: <http://www.pedometrics.org/Pedometron/pedometron15.pdf>.

HOBSON, R. D. Surface roughness in topography: quantitative approach. In: CHORLEY, Richard J. (org.). **Spatial Analysis in Geomorphology**. 1. ed. London: Routledge, 1972. DOI: 10.4324/9780429273346.

HÖFIG, Pedro; GIASSON, Elvio; VENDRAME, Pedro Rodolfo Siqueira. Mapeamento digital de solos com base na extrapolação de mapas entre áreas fisiograficamente semelhantes. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, [S. l.], v. 49, n. 12, p. 958–966, 2014. DOI: 10.1590/S0100-204X2014001200006. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-204X2014001200958&lng=pt&tlng=pt.

HUETE, A. ... A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 25, n. 3, p. 295–309, 1988. DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X.

IWAHASHI, Junko; PIKE, Richard J. Automated classifications of topography from DEMs by an unsupervised nested-means algorithm and a three-part geometric signature. **Geomorphology**, [S. l.], v. 86, n. 3–4, p. 409–440, 2007. DOI: 10.1016/j.geomorph.2006.09.012.

JENNY, Hans. **FACTORS OF SOIL FORMATION A System of Quantitative Pedology**. New York: McGraw-Hill, 1941.

KOCH, Andrea et al. Soil Security: Solving the Global Soil Crisis. **Global Policy**, [S. l.], v. 4, n. 4, p. 434–441, 2013. DOI: 10.1111/1758-5899.12096.

LARK, R. M. Pedometrics. **European Journal of Soil Science**, [S. l.], v. 62, n. 3, p. 335–336, 2011. DOI: 10.1111/j.1365-2389.2011.01370.x. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2389.2011.01370.x>. Acesso em: 6 out. 2020.

LIMA, Larissa Ane de Sousa; NEUMANN, Marina Rolim Bilich; REATTO,

Adriana; ROIG, Henrique Llacer. Mapeamento de solos do tradicional ao digital. **Documentos 316 Embrapa Cerrados**, [S. l.], v. 316, n. Março, p. 52, 2013. DOI: 10.13140/RG.2.1.1662.1605. Disponível em: ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/116635/1/doc-316.pdf.

LOYOLA-GONZÁLEZ, Octavio; MARTÍNEZ-TRINIDAD, José Fco; CARRASCO-OCHOA, Jesús Ariel; GARCÍA-BORROTO, Milton. Study of the impact of resampling methods for contrast pattern based classifiers in imbalanced databases. **Neurocomputing**, [S. l.], v. 175, p. 935–947, 2016. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.04.120. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2015.04.120>.

MA, Yuxin; MINASNY, Budiman; MALONE, Brendan P.; MCBRATNEY, Alex B. Pedology and digital soil mapping (DSM). **European Journal of Soil Science**, [S. l.], v. 70, n. 2, p. 216–235, 2019. DOI: 10.1111/ejss.12790.

MARBUT, C. F.; GLINKA, K. D. **The Great Soil Groups of the World and Their Development**. [s.l.] : Edwards Brothers, 1927. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=HFVBAAAAYAAJ>.

MCBRATNEY, A. ..; MENDONÇA SANTOS, M. ..; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, [S. l.], v. 117, n. 1–2, p. 3–52, 2003. DOI: 10.1016/S0016-7061(03)00223-4. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706103002234>.

MCBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R.; BURGESS, T. M. The design of optimal sampling schemes for local estimation and mapping of regionalized variables—I. **Computers & Geosciences**, [S. l.], v. 7, n. 4, p. 331–334, 1981. DOI: 10.1016/0098-3004(81)90077-7. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0098300481900777>.

MCBRATNEY, Alex. B.; LARK, R. Murray. **Scope of Pedometrics**. [s.l.: s.n.]. DOI: 10.1007/978-3-319-63439-5_1.

MCBRATNEY, Alex B.; MINASNY, Budiman; CATTLE, Stephen R.; VERVOORT, R. Willem. From pedotransfer functions to soil inference systems. **Geoderma**, [S. l.], v. 109, n. 1–2, p. 41–73, 2002. DOI: 10.1016/S0016-7061(02)00139-8.

MCBRATNEY, Alex; FIELD, Damien J.; KOCH, Andrea. The dimensions of soil security. **Geoderma**, [S. l.], v. 213, p. 203–213, 2014. DOI: 10.1016/j.geoderma.2013.08.013. Disponível em:

<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.08.013>.

MENDONÇA-SANTOS, Maria de Lourdes; SANTOS, Humberto Gonçalves Dos. Mapeamento Digital de Classes e Atributos de Solos. **Embrapa Solos**, [S. l.], v. 55, p. 17, 2003. Disponível em: https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/CNPS/11588/1/doc55_mapeamentodigital.pdf.

MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B. Digital soil mapping: A brief history and some lessons. **Geoderma**, [S. l.], v. 264, p. 301–311, 2016. DOI: 10.1016/j.geoderma.2015.07.017. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.07.017>.

MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B.; WADOUX, Alexandre M. J. C.; AKOEB, Erwin Nyak; SABRINA, Tengku. Precocious 19th century soil carbon science. **Geoderma Regional**, [S. l.], v. 22, n. November 1830, p. e00306, 2020. DOI: 10.1016/j.geodrs.2020.e00306. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00306>.

MÖLLER, Markus; VOLK, Martin; FRIEDRICH, Klaus; LYMBURNER, Leo. Placing soil-genesis and transport processes into a landscape context: A multiscale terrain-analysis approach. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, [S. l.], v. 171, n. 3, p. 419–430, 2008. DOI: 10.1002/jpln.200625039.

MORA-VALLEJO, Alejandra; CLAESSENS, Lieven; STOOORVOGEL, Jetse; HEUVELINK, Gerard B. M. Small scale digital soil mapping in Southeastern Kenya. **Catena**, [S. l.], v. 76, n. 1, p. 44–53, 2008. DOI: 10.1016/j.catena.2008.09.008. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2008.09.008>.

MOSLEH, Zohreh; SALEHI, Mohammad Hassan; JAFARI, Azam; ESFANDIARPOOR BORUJENI, Isa; MEHNATKESH, Abdolmohammad. Identifying sources of soil classes variations with digital soil mapping approaches in the Shahrekord plain, Iran. **Environmental Earth Sciences**, [S. l.], v. 76, n. 21, p. 1–10, 2017. DOI: 10.1007/s12665-017-7100-0.

MOURA-BUENO, Jean Michel; DALMOLIN, Ricardo Simão Diniz; HORST-HEINEN, Taciara Zborowski; CANCIAN, Luciano Campos; SCHENATO, Ricardo Bergamo; DOTTO, André Carnieletto; FLORES, Carlos Alberto. Prediction of soil classes in a complex landscape in Southern Brazil. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, [S. l.], v. 54, 2019. DOI: 10.1590/S1678-

3921.PAB2019.V54.00420.

NEYESTANI, Mehrnaz; SARMADIAN, Fereydoon; JAFARI, Azam; KESHAVARZI, Ali; SHARIFIFAR, Amin. Digital mapping of soil classes using spatial extrapolation with imbalanced data. **Geoderma Regional**, [S. l.], v. 26, p. e00422, 2021. DOI: 10.1016/j.geodrs.2021.e00422. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352009421000675>.

NOWATZKI, Alexei; SANTOS, Leonardo José Cordeiro. Mapeamento digital de solos por pedometria com base em atributos topográficos da bacia hidrográfica do rio pequeno-paraná. **RA'E GA - O Espaço Geografico em Analise**, [S. l.], v. 32, p. 185–211, 2014.

OLAYA, V. Chapter 6 Basic Land-Surface Parameters. *In: Developments in Soil Science*. [s.l.: s.n.]. v. 33p. 141–169. DOI: 10.1016/S0166-2481(08)00006-8.

OLAYA, V.; CONRAD, O. Chapter 12 Geomorphometry in SAGA. *In: Developments in Soil Science*. [s.l.: s.n.]. v. 33p. 293–308. DOI: 10.1016/S0166-2481(08)00012-3.

OLAYA, Victor. A gentle introduction to SAGA GIS. **The SAGA User Group eV, Gottingen, Germany**, [S. l.], p. 216, 2004. a.

OLAYA, Víctor. **A gentle introduction to SAGA GIS**, 2004. b. Disponível em: http://priede.bf.lu.lv/ftp/pub/TIS/datu_analizei/SAGA/SagaManual.pdf. Acesso em: 5 set. 2019.

OMUTO, Christian; NACHTERGAELE, Freddy; ROJAS, Ronald Vargas. **State of the art report on global and regional soil information: Where are we? Where to go?** Roma: FAO, 2013. Disponível em: <http://www.fao.org/3/i3161e/i3161e.pdf>.

OWUSU, Stephen; YIGINI, Yusuf; OLMEDO, Guillermo F.; OMUTO, Christian T. Spatial prediction of soil organic carbon stocks in Ghana using legacy data. [S. l.], 2019. DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.114008. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.114008>. Acesso em: 21 jan. 2020.

PADARIAN, José; MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B. Using deep learning for digital soil mapping. [S. l.], v. 5, p. 79–89, 2019. DOI: 10.5194/soil-5-79-2019. Disponível em: <https://doi.org/10.5194/soil-5-79-2019>.

PEI, Tao; QIN, Cheng-Zhi; ZHU, A. Xing; YANG, Lin; LUO, Ming; LI,

Baolin; ZHOU, Chenghu. Mapping soil organic matter using the topographic wetness index: A comparative study based on different flow-direction algorithms and kriging methods. **Ecological Indicators**, [S. l.], v. 10, n. 3, p. 610–619, 2010. DOI: 10.1016/j.ecolind.2009.10.005.

PEUCKER, Thomas K.; DOUGLAS, David H. Detection of Surface-Specific Points by Local Parallel Processing of Discrete Terrain Elevation Data. **Computer Graphics and Image Processing**, [S. l.], v. 4, n. 4, p. 375–387, 1975. DOI: 10.1016/0146-664X(75)90005-2.

PINHEIRO, Helena Saraiva Koenow; CHAGAS, César da Silva; JÚNIOR, Waldir de Carvalho; DOS ANJOS, Lúcia Helena Cunha. Ferramentas de pedometria para caracterização da composição granulométrica de perfis de solos hidromórficos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, [S. l.], v. 51, n. 9, p. 1326–1338, 2016. DOI: 10.1590/S0100-204X2016000900032.

POLIDORO, J. C. .. et al. **Estratégias PRONASOLOS**. 1. ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2016. v. 183 Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/156792/1/Doc-183-Programa-Nacional-de-Solos-do-Brasil.pdf>.

RABUS, Bernhard; EINEDER, Michael; ROTH, Achim; BAMLER, Richard. The shuttle radar topography mission—a new class of digital elevation models acquired by spaceborne radar. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [S. l.], v. 57, n. 4, p. 241–262, 2003. DOI: 10.1016/S0924-2716(02)00124-7.

RANZANI, Guido. **Manual de Levantamento de Solos**. [s.l.] : Edgard Blucher, 1969.

RAWLINS, B. G.; TURNER, G.; WRAGG, J.; MCLACHLAN, P.; LARK, R. M. An improved method for measurement of soil aggregate stability using laser granulometry applied at regional scale. **European Journal of Soil Science**, [S. l.], v. 66, n. 3, p. 604–614, 2015. DOI: 10.1111/ejss.12250.

RILEY, Shawn J.; DEGLORIA, Stephen D.; ELLIOT, Robert. A Terrain Ruggedness Index that Quantifies Topographic Heterogeneity. **Intermountain Journal of Sciences**, [S. l.], v. 5, n. 1–4, p. 23–27, 1999.

RIZZO, Rodnei; DEMATTÊ, José A. M.; LACERDA, Marilusa Pinto Coelho. Espectros VIS-NIR do solo e Fuzzy K-médias aplicados na delimitação de unidades de mapeamento de solos em Topossequências. **Revista Brasileira**

de Ciencia do Solo, [S. l.], v. 39, n. 6, p. 1533–1543, 2015. DOI: 10.1590/01000683rbc20140694.

RODRIGO-COMINO, Jesús; SENCIALES, José María; CERDÀ, Artemi; BREVIK, Eric C. The multidisciplinary origin of soil geography: A review. **Earth-Science Reviews**, [S. l.], v. 177, n. October 2017, p. 114–123, 2018. DOI: 10.1016/j.earscirev.2017.11.008.

ROSSITER, David G. Past, present & future of information technology in pedometrics. **Geoderma**, [S. l.], v. 324, n. March, p. 131–137, 2018. DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.03.009. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.03.009>.

ROSSITER, David G.; LIU, Jing; CARLISLE, Steve; ZHU, A. Xing. Can citizen science assist digital soil mapping? **Geoderma**, [S. l.], v. 259–260, p. 71–80, 2015. DOI: 10.1016/j.geoderma.2015.05.006. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706115001548>.

SANCHEZ, Pedro A. et al. Digital soil map of the world. **Science**, [S. l.], v. 325, n. 5941, p. 680–681, 2009. DOI: 10.1126/science.1175084.

SANTOS, Humberto Gonçalves Dos et al. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 5. ed. Brasília, DF: EMBRAPA, 2018. Disponível em: <http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/199517/1/SiBCS-2018-ISBN-9788570358004.pdf>. Acesso em: 11 mar. 2019.

SANTOS, Raphael David Dos; SANTOS, Humberto Gonçalves Dos; KER, João Carlos; ANJOS, Lúcia Helena Cunha Dos; SHIMIZU, Sérgio Hideiti. **Manual de Descrição e Coleta de Solos no Campo**. 7ª ed. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2015.

SANTOS, Humberto Gonçalves; HOCHMÜLLER, Delcio; CAVALCANTI, Antonio Cabral; RÊGO, Raimundo Silva; KER, João Carlos; PANOSO, Luzberto Achá; AMARAL, João Alberto Martins. Procedimentos normativos de levantamentos pedológicos. [S. l.], p. 101, 1995.

SCHMIDT, Karsten; BEHRENS, Thorsten; SCHOLTEN, Thomas. Instance selection and classification tree analysis for large spatial datasets in digital soil mapping. **Geoderma**, [S. l.], v. 146, n. 1–2, p. 138–146, 2008. DOI: 10.1016/j.geoderma.2008.05.010.

SHANNON, C. E. A Mathematical Theory of Communication. **Bell System Technical Journal**, [S. l.], v. 27, n. 4, p. 623–656, 1948. DOI:

10.1002/j.1538-7305.1948.tb00917.x.

SHARIFIFAR, Amin; SARMADIAN, Fereydoon; MALONE, Brendan P.; MINASNY, Budiman. Addressing the issue of digital mapping of soil classes with imbalanced class observations. **Geoderma**, [S. l.], v. 350, n. May, p. 84–92, 2019. DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.05.016.

SILVA, Bárbara Pereira Christofaro; NAVES SILVA, Marx Leandro; AVALOS, Fabio Arnaldo Pomar; DUARTE DE MENEZES, Michele; CURI, Nilton. Digital soil mapping including additional point sampling in Posses ecosystem services pilot watershed, southeastern Brazil. **Scientific Reports**, [S. l.], v. 9, n. 1, p. 1–12, 2019. DOI: 10.1038/s41598-019-52011-0.

SOSA, Leandro; JUSTEL, Ana; MOLINA, Íñigo. Detection of Crop Hail Damage with a Machine Learning Algorithm Using Time Series of Remote Sensing Data. **Agronomy**, [S. l.], v. 11, n. 10, p. 2078, 2021. DOI: 10.3390/agronomy11102078.

STRECK, Edeimar Valdir; KAMPF, Nestor; DALMOLIN, Simão; KLAMT, Egon; NASCIMENTO, Paulo César Do; SCHNEIDER, Paulo; GIASSON, Elvio; PINTO, Luiz Fernando Spinelli. **Solos do Rio Grande do Sul**. [s.l: s.n.].

STUMPF, Felix; SCHMIDT, Karsten; BEHRENS, Thorsten; SCHÖNBRODT-STITT, Sarah; BUZZO, Giovanni; DUMPERTH, Christian; WADOUX, Alexandre; XIANG, Wei; SCHOLTEN, Thomas. Incorporating limited field operability and legacy soil samples in a hypercube sampling design for digital soil mapping. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, [S. l.], v. 179, n. 4, p. 499–509, 2016. DOI: 10.1002/jpln.201500313. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/jpln.201500313>.

SULAEMAN, Yiyi; MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B.; SARWANI, Muhrizal; SUTANDI, Atang. Harmonizing legacy soil data for digital soil mapping in Indonesia. **Geoderma**, [S. l.], v. 192, p. 77–85, 2013. DOI: 10.1016/j.geoderma.2012.08.005. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001670611200300X>.

TAVARES WAHREN, Filipa; JULICH, Stefan; NUNES, Joao Pedro; GONZALEZ-PELAYO, Oscar; HAWTREE, Daniel; FEGER, Karl Heinz; KEIZER, Jan Jacob. Combining digital soil mapping and hydrological modeling in a data scarce watershed in north-central Portugal. **Geoderma**, [S. l.], v. 264, p. 350–362, 2016. DOI: 10.1016/j.geoderma.2015.08.023. Disponível em:

<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.08.023>.

TEIXEIRA, Paulo César; DONAGEMMA, Guilherme Kangussu; FONTANA, Ademir; TEIXEIRA, Wenceslau Geraldes. **Manual de métodos de análise de solo**. 3. ed. Brasília, DF: Embrapa Solos, 2017. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1085209/manual-de-metodos-de-analise-de-solo>.

TEN CATEN, Alexandre; DALMOLIN, Ricardo Simão Diniz; MENDONÇA-SANTOS, Maria de Lourdes; GIASSON, Elvio. Mapeamento digital de classes de solos: características da abordagem brasileira. **Ciência Rural**, [S. l.], v. 42, n. 11, p. 1989–1997, 2012. DOI: 10.1590/S0103-84782012001100013. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-84782012001100013&lng=pt&tlng=pt.

TEN CATEN, Alexandre; DALMOLIN, Ricardo Simão Diniz; PEDRON, Fabrício de Araújo; SANTOS, Maria de Lourdes Mendonça. Componentes principais como preditores no mapeamento digital de classes de solos. **Ciencia Rural**, [S. l.], v. 41, n. 7, p. 1170–1176, 2011. DOI: 10.1590/S0103-84782011000700011. Disponível em: <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-80051611111&partnerID=MN8TOARS>.

TESKE, Rodrigo; GIASSON, Elvio; BAGATINI, Tatiane. COMPARAÇÃO DO USO DE MODELOS DIGITAIS DE ELEVAÇÃO EM MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS EM DOIS. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, [S. l.], v. 38, n. 1, p. 1367–1376, 2014.

TRIANAFILIS, John; LESCH, Scott Mitchell; LA LAU, Kevin; BUCHANAN, Sam Mostyn. Field level digital soil mapping of cation exchange capacity using electromagnetic induction and a hierarchical spatial regression model. **Australian Journal of Soil Research**, [S. l.], v. 47, n. 7, p. 651, 2009. DOI: 10.1071/SR08240. Disponível em: <https://link.gale.com/apps/doc/A214526696/AONE?u=capes&sid=AONE&xid=a10f421f>.

VAYSSE, Kévin; LAGACHERIE, Philippe. Using quantile regression forest to estimate uncertainty of digital soil mapping products. **Geoderma**, [S. l.], v. 291, p. 55–64, 2017. DOI: 10.1016/j.geoderma.2016.12.017. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.12.017>.

VINCENT, Sébastien; LEMERCIER, Blandine; BERTHIER, Lionel; WALTER, Christian. Spatial disaggregation of complex Soil Map Units at the regional scale based on soil-landscape relationships. **Geoderma**, [S. l.], v. 311, p. 130–142, 2018. DOI: 10.1016/j.geoderma.2016.06.006. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.06.006>.

VISCARRA ROSSEL, R. A. et al. A global spectral library to characterize the world's soil. **Earth-Science Reviews**, [S. l.], v. 155, n. January, p. 198–230, 2016. DOI: 10.1016/j.earscirev.2016.01.012.

WANG, Daming; LAFFAN, Shawn W.; LIU, Yu; WU, Lun. Morphometric characterisation of landform from DEMs. **International Journal of Geographical Information Science**, [S. l.], v. 24, n. 2, p. 305–326, 2010. DOI: 10.1080/13658810802467969.

ZAKHAROV, S. A. **A Course of Soil Science** Moscow, 1927.

ZERAATPISHEH, Mojtaba; AYOUBI, Shamsollah; JAFARI, Azam; TAJIK, Samaneh; FINKE, Peter. Digital mapping of soil properties using multiple machine learning in a semi-arid region, central Iran. **Geoderma**, [S. l.], v. 338, n. August 2018, p. 445–452, 2019. DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.09.006. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.09.006>.

ZHANG, Gan lin; LIU, Feng; SONG, Xiao dong. Recent progress and future prospect of digital soil mapping: A review. **Journal of Integrative Agriculture**, [S. l.], v. 16, n. 12, p. 2871–2885, 2017. DOI: 10.1016/S2095-3119(17)61762-3. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1016/S2095-3119\(17\)61762-3](http://dx.doi.org/10.1016/S2095-3119(17)61762-3).

Anexo I

Descrição das unidades de mapeamento

Legenda	Descrição
CXba + NVdf-2	Associação de CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto e NITOSSOLO VERMELHO Distroférico latossólico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
CXba + RRe-2	Associação de CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto e NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico leptofragmentário A moderado textura franca fase relevo ondulado substrato basalto. Associação de CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico e NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico leptofragmentário
CXba + RRe-4	Associação de CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto e NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico típico A moderado textura franco/franco argiloarenosa fase relevo ondulado substrato riodacito.
CXva + RRe-2	Associação de CAMBISSOLO HÁPLICO Ta Alumínico típico A moderado textura argilossiltosa/argilossiltosa fase relevo ondulado substrato basalto e NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico leptofragmentário A moderado textura franca fase relevo ondulado substrato basalto.
CXva + RRe-2 + RLe	Associação de CAMBISSOLO HÁPLICO Ta Alumínico típico A moderado textura argilossiltosa/argilossiltosa fase relevo ondulado substrato basalto, NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico leptofragmentário A moderado textura franca fase relevo ondulado substrato basalto e NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto.
LVd-1	LATOSSOLO VERMELHO Distrófico argissólico A proeminente textura franco-argiloarenosa /argilosa fase relevo suave ondulado substrato arenito.
LVd-2	LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico A moderado textura muito argilosa/muito argilosa fase relevo ondulado substrato basalto.
LVd-3	LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico A moderado textura muito argilosa/muito argilosa fase relevo ondulado substrato basalto.
LVd-4	LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico A moderado textura muito argilosa/muito argilosa fase relevo ondulado substrato basalto.
LVd-5	LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico A moderado textura muito argilosa/muito argilosa fase relevo ondulado substrato basalto.

NVa-1	NITOSSOLO VERMELHO Alumínico típico A moderado textura argilosa/argilosa fase relevo ondulado substrato basalto.
NVa-1 + CXva	Associação de NITOSSOLO VERMELHO Alumínico típico A moderado textura argilosa/argilosa fase relevo ondulado substrato basalto e CAMBISSOLO HÁPLICO Ta Alumínico típico A moderado textura argilossiltosa/argilossiltosa fase relevo ondulado substrato basalto.
NVa-2	NITOSSOLO VERMELHO Alumínico típico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
NVd	NITOSSOLO VERMELHO Distroférico latossólico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
NVdf-1	NITOSSOLO VERMELHO Distroférico latossólico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
NVdf-2	NITOSSOLO VERMELHO Distroférico latossólico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
NVdf-2 + CXba	Associação de NITOSSOLO VERMELHO Distroférico latossólico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto e CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto
NVe-1	NITOSSOLO VERMELHO Eutrófico chernossólico A chernozêmico textura argilossiltosa/argilossiltosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
NVe-2	NITOSSOLO VERMELHO Eutrófico latossólico A moderado textura argilossiltosa/muito argilosa fase relevo ondulado substrato basalto.
NVe-3	NITOSSOLO VERMELHO Eutrófico típico A proeminente textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
PVa-1	ARGISSOLO VERMELHO Alumínico típico A moderado textura francoargilosa/argilosa fase relevo suave ondulado substrato arenito.
PVa-2	ARGISSOLO VERMELHO Alumínico típico A proeminente textura francoargilosa/argilosa fase relevo suave ondulado substrato arenito.
PVva	ARGISSOLO VERMELHO Ta Alumínico típico A moderado textura francoargilosa/argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
RLe	NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto.
RRe-1 + RLe	Associação de NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto e NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto.

RRe-2 + CXba	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico leptofragmentário A moderado textura franca fase relevo ondulado substrato basalto e CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto.
RRe-2 + RLe	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico leptofragmentário A moderado textura franca fase relevo ondulado substrato basalto e NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto.
RRe-2 + RLe + CXva	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico leptofragmentário A moderado textura franca fase relevo ondulado substrato basalto, NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto e CAMBISSOLO HÁPLICO Ta Alumínico típico A moderado textura argilossiltosa/argilossiltosa fase relevo ondulado substrato basalto.
RRe-3 + RLe	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo ondulado substrato basalto e NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto.
RRe-4	NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico típico A moderado textura franco/franco argiloarenosa fase relevo ondulado substrato riodacito.
RRe-4 + CXba	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico típico A moderado textura franco/franco argiloarenosa fase relevo ondulado substrato riodacito e CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto.
RRe-4 + CXba + NVdf-2	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico típico A moderado textura franco/franco argiloarenosa fase relevo ondulado substrato riodacito, CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto e NITOSSOLO VERMELHO Distroférrico latossólico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.
RRe-4 + RLe + CXba	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico típico A moderado textura franco/franco argiloarenosa fase relevo ondulado substrato riodacito, NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado substrato basalto e CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Alumínico típico A moderado textura franco argilosa/argilosa fase relevo forte ondulado substrato basalto.

	Associação de NEOSSOLO REGOLÍTICO Eutrófico típico A moderado textura franco/franco argiloarenosa fase relevo
RRe-4 +	ondulado substrato riodacito, NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico
RLe +	típico A chernozêmico textura franca fase relevo suave ondulado
NVdf-2	substrato basalto e NITOSSOLO VERMELHO Distroférico latossólico A moderado textura argilosa/muito argilosa fase relevo suave ondulado substrato basalto.

Anexo II

Métodos analíticos das amostras de solo

Todos os métodos analíticos foram realizados de acordo Manual de Métodos de Análise de Solo (TEIXEIRA et al., 2017). As determinações analíticas foram realizadas na terra fina seca ao ar (TFSA) na fração < 2 mm.

A composição granulométrica (fração argila, silte e areia) da terra fina (fração < 2 mm) – método da Pipeta com dispersão com NaOH 1N, areia grossa e areia fina separadas por peneiramento e silte calculado por diferença.

Argila dispersa em água – procedimentos como os do método anterior, suprimindo-se o agente dispersante. Grau de floculação – cálculo baseado na percentagem de argila e percentagem dispersa em água, obtidas segundo determinações anteriores.

O pH em H₂O e em KCl 1 mol L⁻¹ – medição por eletrodo de vidro em suspensão solo-H₂O ou solo-KCl na proporção solo-líquido de 1:2,5 (v/v).

As bases trocáveis, Ca²⁺ e Mg²⁺ extraídos com KCl 1 mol L⁻¹ e posteriormente foi realizada leitura da absorbância em espectrômetro de absorção atômica; K⁺ e Na⁺ extraídos com HCl 0,05 mol L⁻¹ + H₂SO₄ 0,025 mol L⁻¹ e determinados por fotometria de chama.

Acidez potencial (H + Al³⁺) – extraída com KCl 1 mol L⁻¹ e titulada por NaOH 0,025 mol L⁻¹ com azul de bromotimol como indicador, sendo expressa como Al³⁺ trocável; H + Al extraídos com Ca(OAc)₂ 1 mol L⁻¹ a pH 7,0 e acidez titulada por NaOH 0,0606 mol L⁻¹ com fenolftaleína como indicador; H⁺ calculado por diferença.

Fósforo assimilável – extraído com HCl 0,05 mol L⁻¹ + H₂SO₄ 0,025 mol L⁻¹ e determinado por colorimetria.

Carbono orgânico – oxidação via úmida com K₂Cr₂O₇ 0,4 mol L⁻¹ e titulação pelo Fe (NH₄)₂(SO₄)₂.6H₂O 0,01 mol L⁻¹ com difenilamina como indicador. Nitrogênio total (método Kjeldahl) – digestão com mistura ácida, difusão e titulação do NH₃ com HCl ou H₂SO₄ 0,01 mol L⁻¹.

Ataque por H₂SO₄ 1:1 – tratamento por fervura da terra fina com solução de H₂SO₄ 1:1 (v/v) para: (1) no filtrado, proceder à extração de ferro e do alumínio determinados por espectrometria de absorção atômica e expressos na forma de Fe₂O₃ e Al₂O₃; também no filtrado, proceder à extração do titânio, do manganês

e do fósforo (total) determinados por espectrometria de absorção atômica e expressos na forma de TiO_2 , MnO e P_2O_5 ; e (2) no resíduo do ataque sulfúrico, proceder à extração da sílica com NaOH $0,8 \text{ mol L}^{-1}$ (baixando a 6% p/v) determinada por espectrometria de absorção atômica e expressa na forma de SiO_2 . Relações moleculares $\text{SiO}_2/\text{Al}_2\text{O}_3$ (índice Ki), $\text{SiO}_2/\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{Fe}_2\text{O}_3$ (índice Kr) e $\text{Al}_2\text{O}_3/\text{Fe}_2\text{O}_3$.

Anexo III

Matriz de confusão

Tabela 3 - Matriz de confusão referente ao estudo 1, avaliando estimativa e referência de solos no 4º nível categórico.

Matriz de confusão		Referência																					
		CXba	CXva	LVd-1	LVd-2	LVd-3	LVd-4	LVd-5	NVa-1	NVa-2	NVd	NVdf-1	NVdf-2	NVe-1	NVe-2	NVe-3	PVa-1	PVa-2	PVva	RRe-1	RRe-2	RRe-3	RRe-4
Estimativa	CXba	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
	CXva	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	LVd-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	LVd-2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	LVd-3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	LVd-4	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	LVd-5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	NVa-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	NVa-2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	NVd	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	NVdf-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	NVdf-2	2	0	2	1	1	3	1	2	1	0	1	11	2	1	1	1	1	1	0	3	1	2
	NVe-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	NVe-2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	NVe-3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	PVa-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	PVa-2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	PVva	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	RRe-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	RRe-2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	RRe-3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	RRe-4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Tabela 4 - Matriz de confusão referente ao estudo 2, avaliando estimativa e referência de solos no 2º nível categórico.

Matriz de confusão		Referência				
		CX	LV	NV	PV	RR
Estimativa	CX	1	0	1	0	0
	LV	0	3	1	0	0
	NV	0	4	8	1	2
	PV	0	0	1	0	0
	RR	3	1	0	1	3

Anexo IV
Mapas em tamanho original

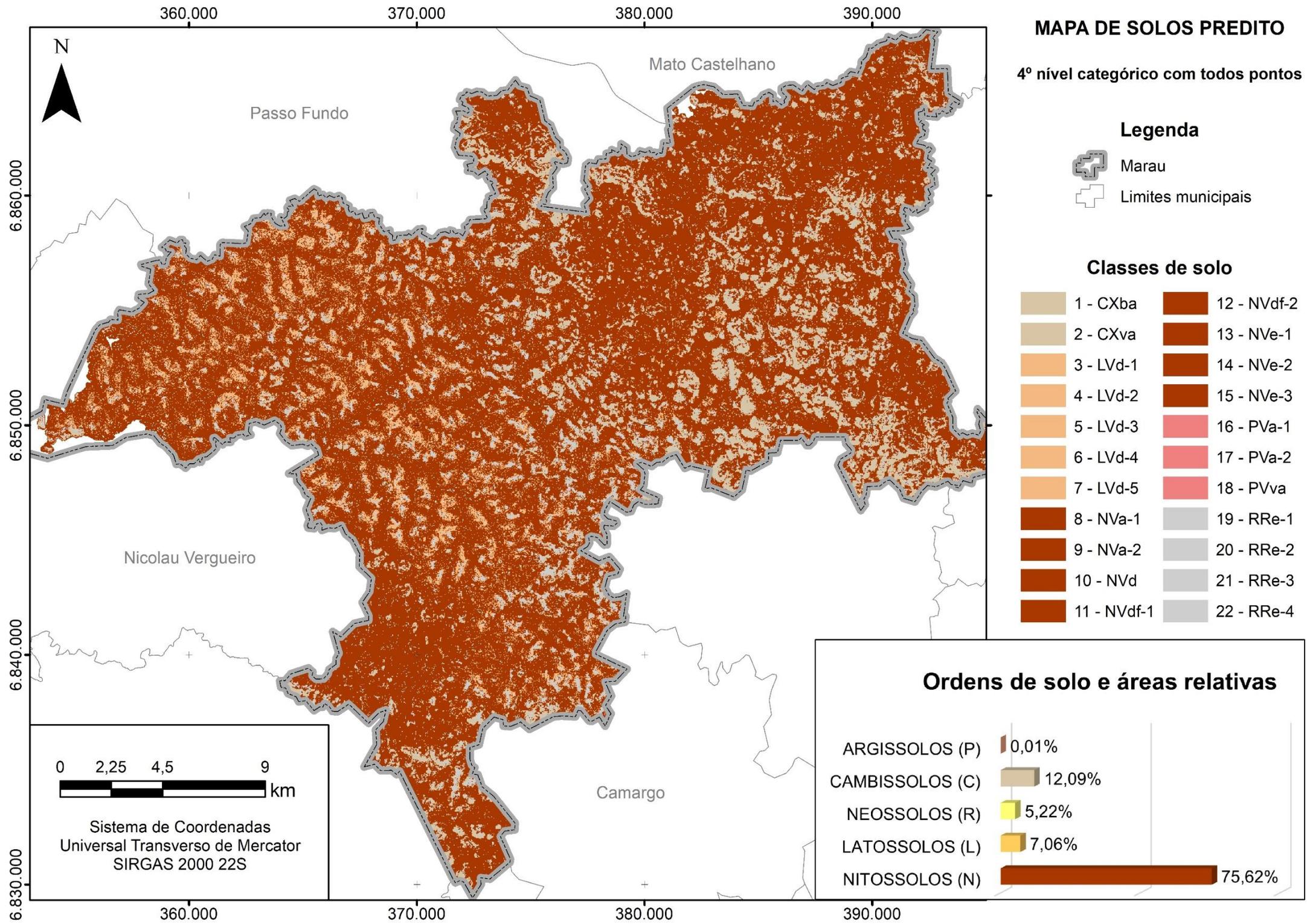


Figura 25 - Mapa de solos digital, predito a 4º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.

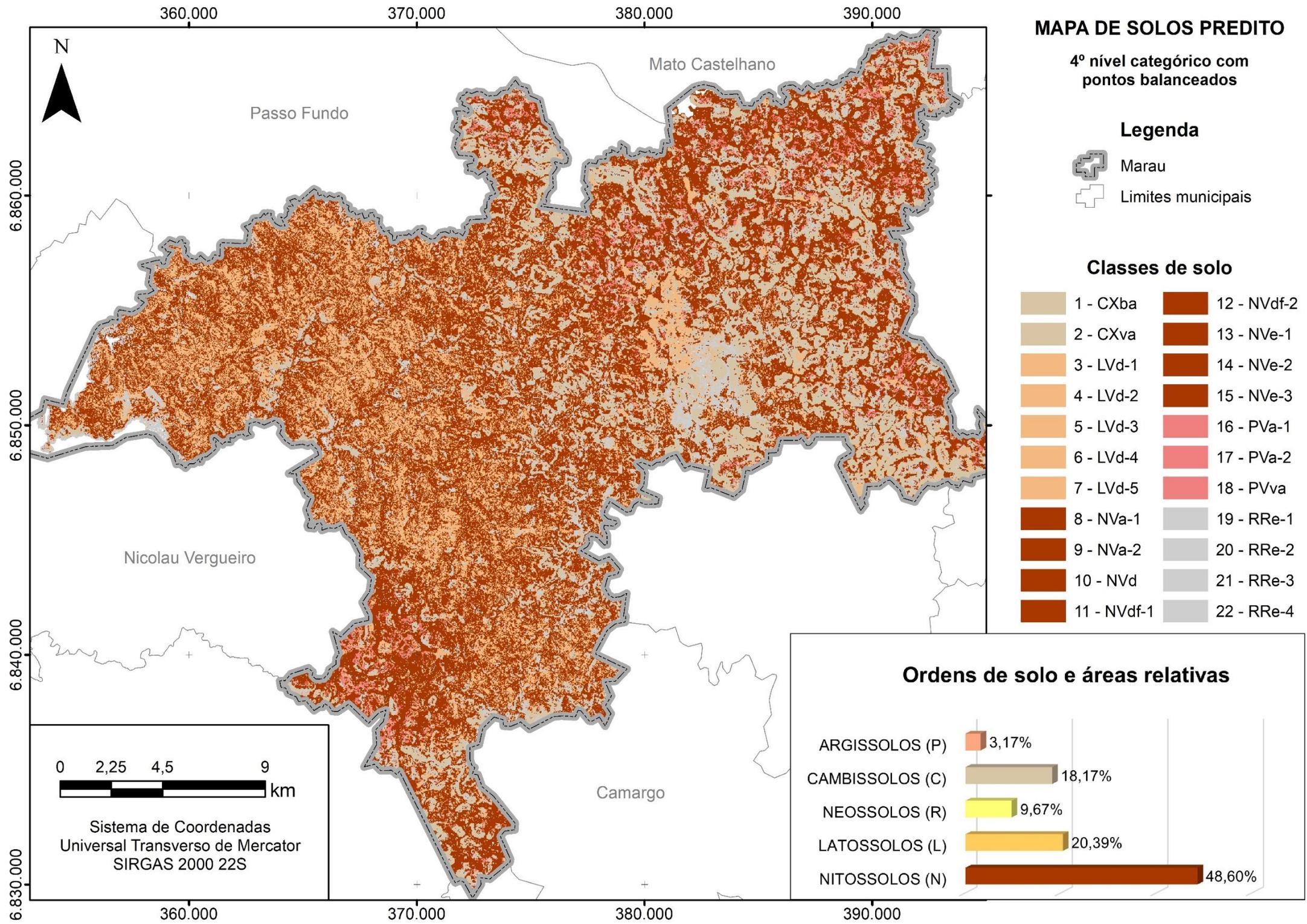


Figura 26 - Mapa de solos digital, predito a 4º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.

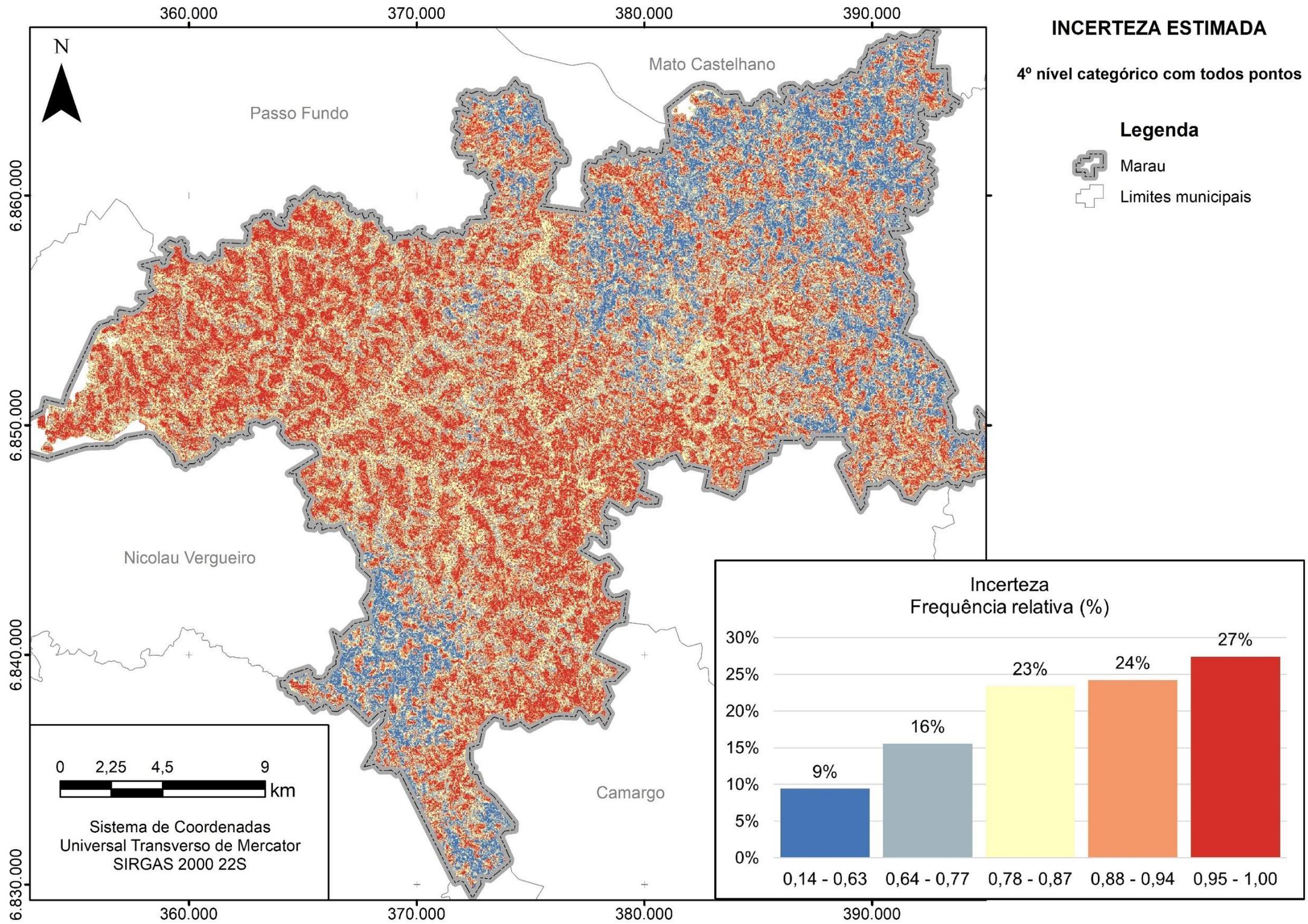


Figura 27 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 4º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.

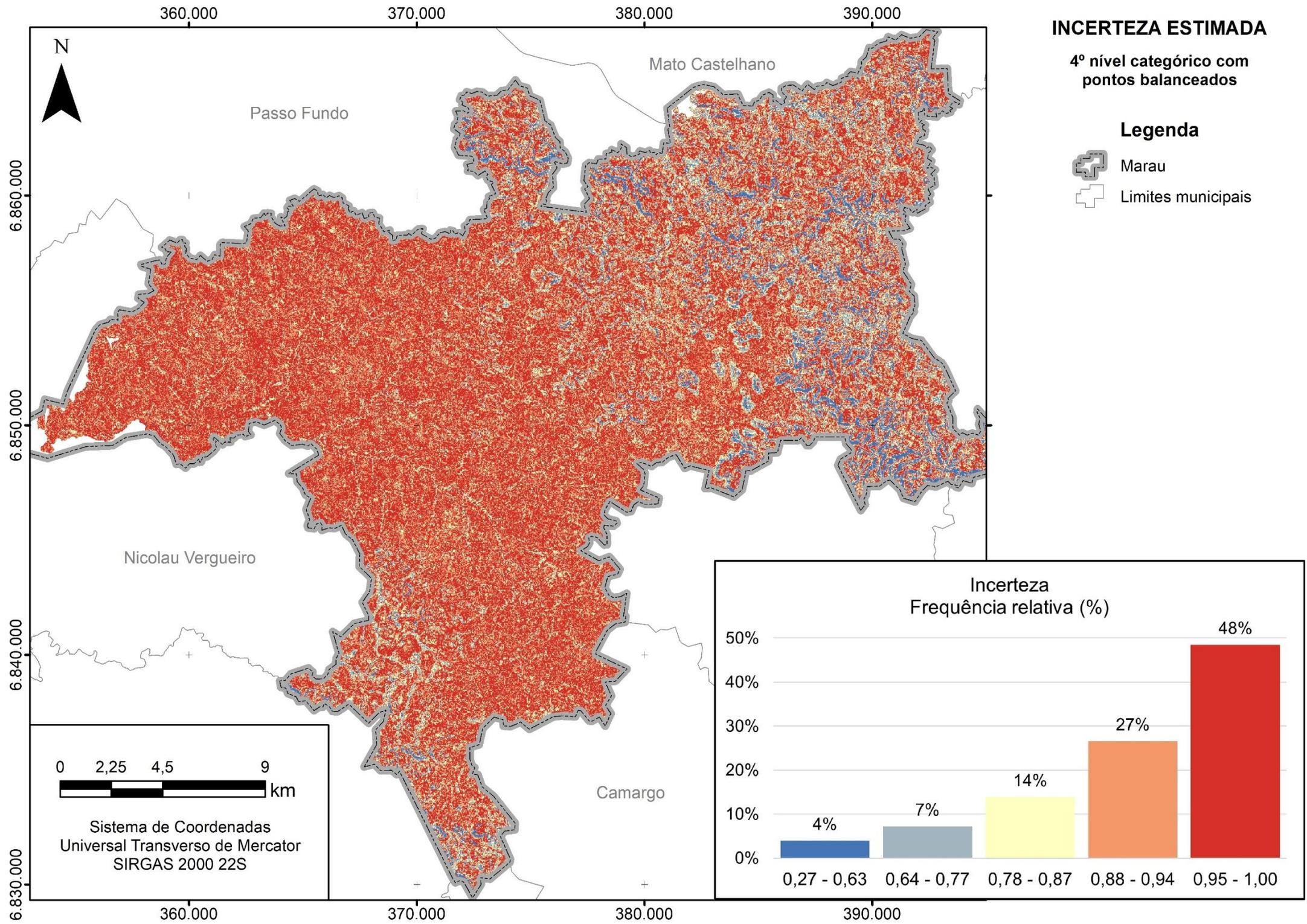


Figura 28 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 4º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.

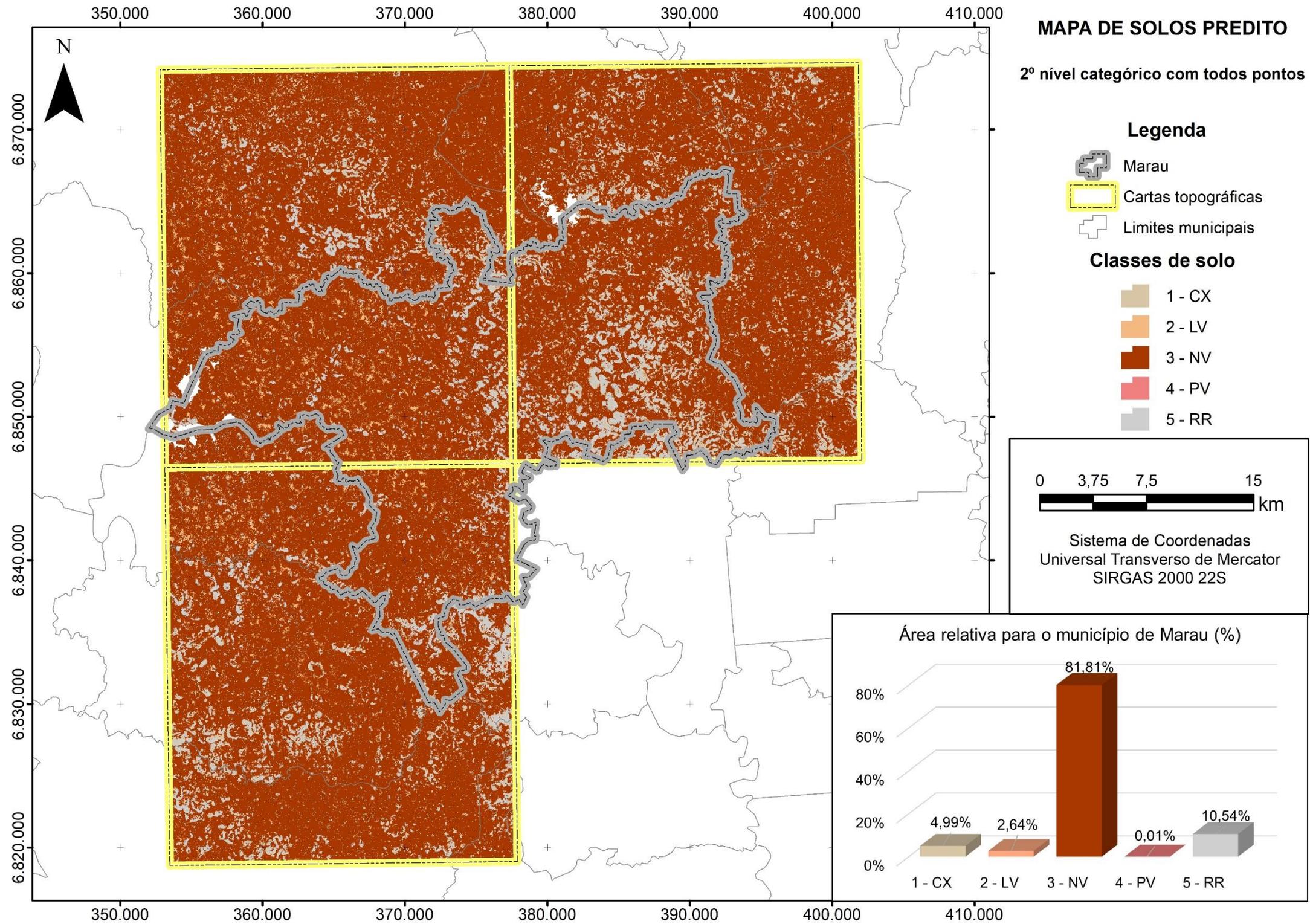


Figura 29 - Mapa de solos digital, predito a 2º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor.

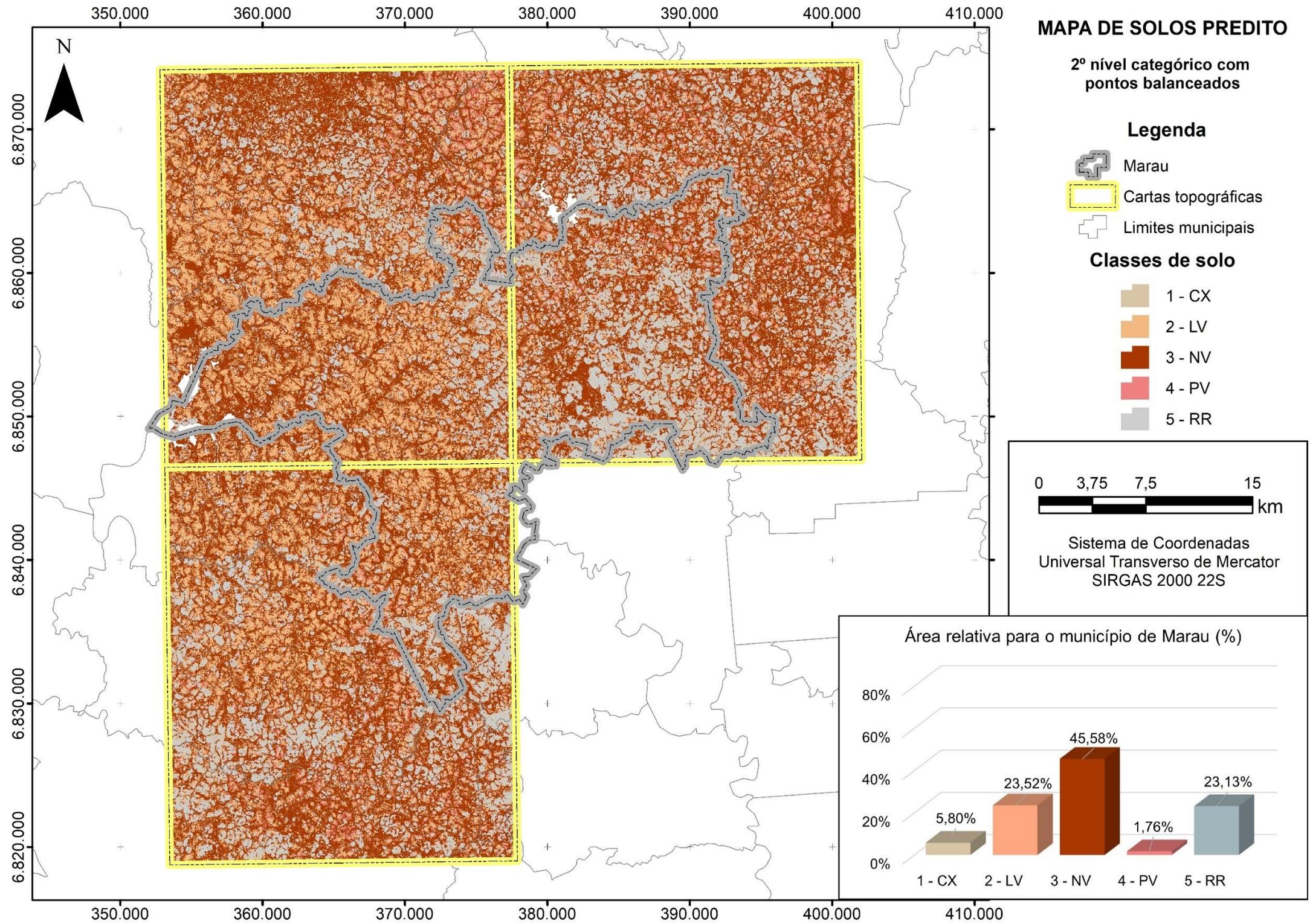


Figura 30 - Mapa de solos digital, predito a 2º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento e extrapolado para as áreas adjacentes. Fonte: Elaborado pelo autor.

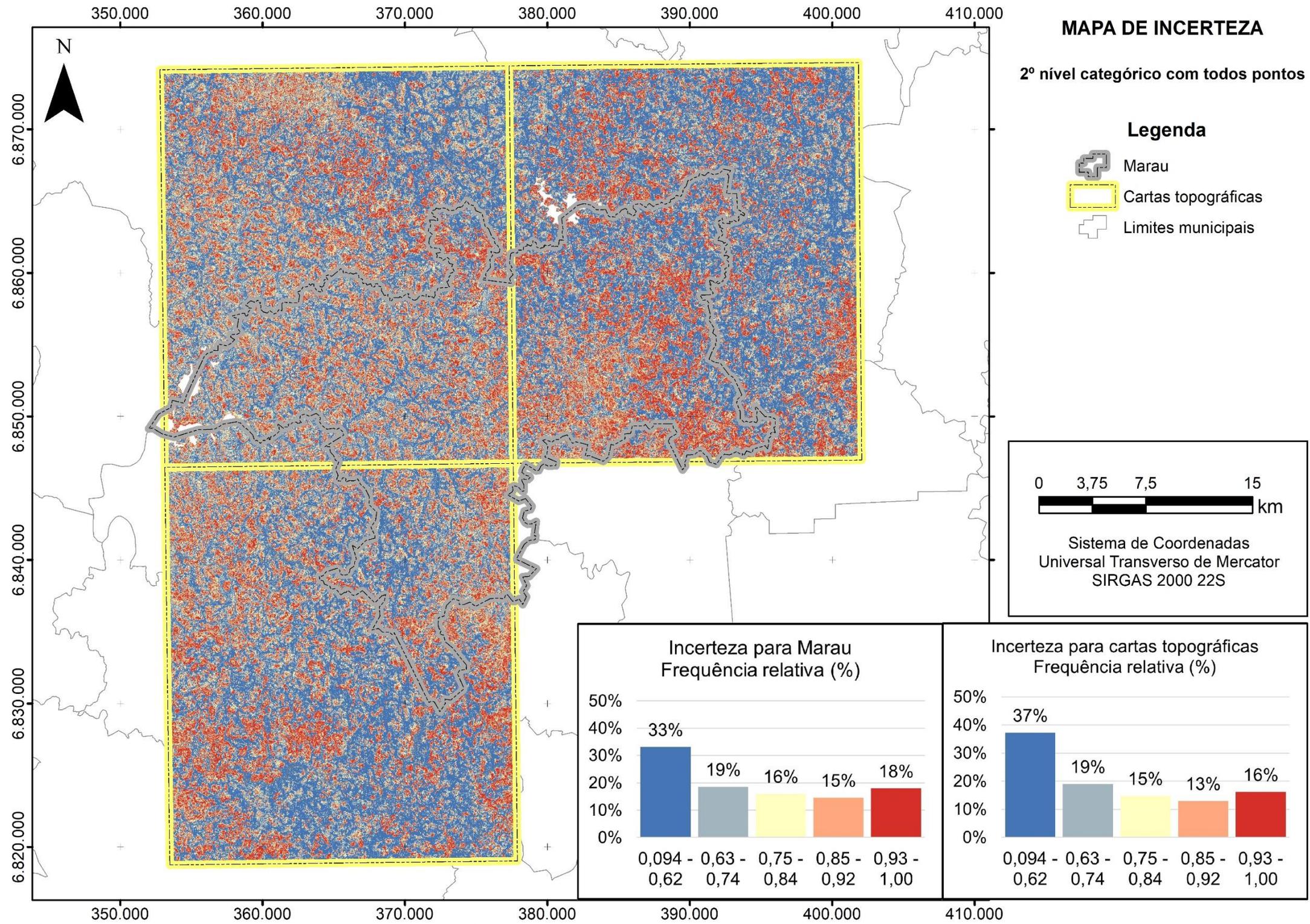


Figura 31 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 2º nível categórico com conjunto de dados sem balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.

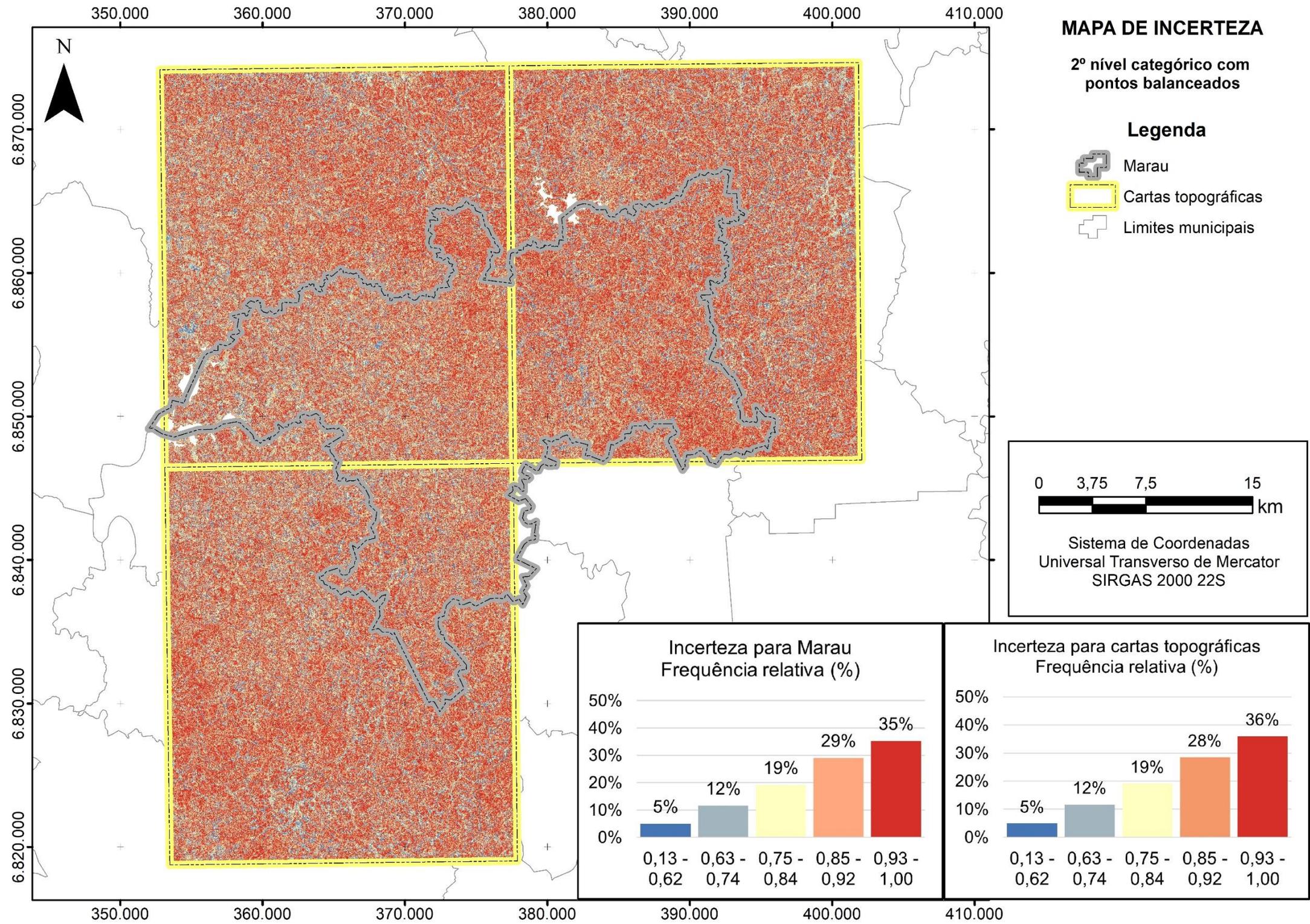


Figura 32 - Mapa de incerteza estimada, para as classes previstas a 2º nível categórico com conjunto de dados com balanceamento. Fonte: Elaborado pelo autor.