



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE RORAIMA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIODIVERSIDADE
E BIOTECNOLOGIA DA REDE BIONORTE**



**DINÂMICA ESPACIAL DA COBERTURA DO SOLO E CARBONO ORGÂNICO EM
REGIÃO FLORESTAL ECOTONAL DO NORTE AMAZÔNICO**

MARCELLE ALENCAR URQUIZA

BOA VISTA – RR

2018

MARCELLE ALENCAR URQUIZA

**DINÂMICA ESPACIAL DA COBERTURA DO SOLO E CARBONO ORGÂNICO EM
REGIÃO FLORESTAL ECOTONAL DO NORTE AMAZÔNICO**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biodiversidade e Biotecnologia, Rede BIONORTE, da Universidade Federal de Roraima, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Biodiversidade e Conservação, na área de concentração: Biodiversidade e Conservação.

Orientador: Prof. Dr. Valdinar Ferreira Melo.

Coorientador: Prof. Dr. Márcio R. Francelino.

BOA VISTA – RR

2018

Dados Internacionais de Catalogação na publicação (CIP)
Biblioteca Central da Universidade Federal de Roraima

U79d Urquiza, Marcelle Alencar.

Dinâmica espacial da cobertura do solo e carbono orgânico em região florestal ecotonal do Norte Amazônico / Marcelle Alencar Urquiza – Boa Vista, 2018.
96 f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Valdinar Ferreira Melo.

Coorientador: Prof. Dr. Márcio R. Francelino.

Tese (doutorado) – Universidade Federal de Roraima, Programa de Pós-Graduação em Biodiversidade e Biotecnologia da Amazônia Legal.

1 – Antrópico. 2 – Modelagem. 3 – Mudança. I – Título. II – Melo, Valdinar Ferreira (orientador). III – Francelino, Márcio R. (coorientador).

CDU – 631:502.36

MARCELLE ALENCAR URQUIZA


**DINÂMICA ESPACIAL DA COBERTURA DO SOLO E CARBONO ORGÂNICO EM
REGIÃO FLORESTAL ECOTONAL DO NORTE AMAZÔNICO**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Biodiversidade e Biotecnologia, Rede BIONORTE, para obtenção do grau de Doutor em Biodiversidade e Conservação pela Universidade Federal de Roraima. Área de concentração: Biodiversidade e Conservação. Defendida em 17 de julho de 2018 e avaliada pela seguinte banca examinadora:




Dr. Valdinar Ferreira Melo


Orientador / Departamento de Solos e Engenharia Agrícola - UFRR



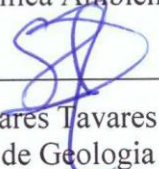
Dr. Carlos Ernesto Gonçalves Reynaud Schaefer
Departamento de Solos – UFV



Dr. Elpídio Inácio Fernandes Filho
Departamento de Solos – UFV



Dr. Reinaldo Imbrózio Barbosa
Departamento de Dinâmica Ambiental – INPA (RR)



Dr. Stélio Soares Tavares Júnior
Departamento de Geologia - UFRR

BOA VISTA - RR

2018

Dedico este trabalho aos meus pais Graça e Marlos (*in memoriam*) meus irmãos (Marlla e Marley), meu amigo e companheiro (Roberto) e meus filhos (Raul e Marcelo), pelo carinho, tempo e ensinamentos que me ofertam todos os dias.

AGRADECIMENTOS

Ao Estado e a Universidade Federal de Roraima pela oportunidade de conhecer o “Brasil do norte”, o que transformou meu olhar, planos pessoais e profissionais desde o meu desembarque aqui, em 2005.

Ao Programa de Pós-Graduação em Biotecnologia e Biodiversidade da Amazônia Legal (Rede Bionorte), pela oportunidade de realização do doutorado. Aos coordenadores locais Dr. Edvan Chagas (EMBRAPA) e Dra. Adriana Flach pelo esforço e dedicação ao desenvolvimento da pesquisa na UFRR.

A NOKIA (atualmente Microsoft) pela implantação do Laboratório de Geotecnologias Aplicadas ao Meio Ambiente (LAGGEORR) na UFRR;

Ao Prof. Valdinar Melo, meu orientador, pela confiança irrestrita, e às atribuições desafiadoras que me concederam desenvolvimento pessoal e profissional; pela amizade e zelo aos meus filhos, que por inúmeras vezes em lugar da mãe tiveram os cuidados e o carinho do orientador “vovô Valdinar”. A sua esposa (Carminha) e filhas (Dra. Larissa e Dra. Lorena) ... pelos dias incontáveis de guarda compartilhada dos meus filhos.

À Universidade Federal de Viçosa representada pelo Laboratório de Geoprocessamento (LABGEO), pelo exemplo de dedicação, solidariedade e profissionalismo acadêmico dos jovens pesquisadores e em especial, a tríade dos Mestres Elpídio, Márcio (Coorientador) e Carlos Schaefer, pelos ensinamentos.

Ao Dr. Reinaldo Imbrózio pela gentileza nas respostas ágeis e nos ricos ensinamentos que seus e-mails me trouxeram, nos inúmeros momentos de angústia científica.

Ao departamento de Ciência da Computação da UFRR (DCC) por ter me concedido o afastamento integral das funções docentes para a realização do doutorado, e aos colegas pelo apoio.

Aos órgãos IBAMA, ITERAIMA, IBGE, SUDAM, SEPLAN, MMA, INPA e o Exército Brasileiro, pela concessão de dados.

Aos amigos que fiz e aos que reconheci durante as minhas jornadas científicas entre universidades, viagens de campo (Thiago, Soni, Gustavo, Caio, Dra. Lu e Dra. Maola !)

A amiga Ednalva e sua família, por compartilhar esforços e atenção aos temas científicos e aos particulares.

Ao Dr. Gustavo (Ganso) e Dra. Eliana (pós-doc) pela amizade e companheirismo, diante dos momentos de exaustão, solidão e cafés nas madrugadas no LABGEO, em Viçosa.

A minha mãe, pai (*in memoriam*) e irmãos, que embora não entendessem muito bem o que eu fazia, sempre me apoiaram e compreenderam minhas escolhas e minhas ausências.

Ao meu esposo Roberto, que me ensinou a ser mais forte e a nunca perder a fé!

E por último aos meus filhos, Raul (7) e Marcelo Gael (5), que aprenderam a ler, escrever bilhetes, gravar áudios e vídeos no WhatsApp... enquanto me esperavam reaprender a ver, crer e me comunicar cientificamente!

“A vontade de alcançar a verdade e a
certeza, nasce da crença que a
incerteza produz”

(Friedrich Nietzsche)

URQUIZA, Marcelle Alencar. **Dinâmica Espacial da Cobertura do Solo e Carbono Orgânico na Região Florestal Ecotonal do Norte Amazônico**. 2018. 96f. Tese (Doutorado em Biodiversidade e Biotecnologia) - Universidade Federal de Roraima, Boa Vista, 2018.

RESUMO

Estudos integrados sobre a paisagem têm buscado contemplar a heterogeneidade de fatores e processos às análises do ritmo, forma e direção em que feições antrópicas se estabelecem em razão da mudança de uso e cobertura da terra. A complexidade na determinação das variáveis resposta e a escala pouco detalhada em que são produzidos os mapeamentos dos recursos naturais da região Amazônica têm sido uma grande restrição aos modelos que buscam representar a dinâmica de alteração do uso da terra em pequenas regiões. Nesse estudo objetivou-se modelar a evolução da paisagem e um cenário de predição para o ano 2047 de um ambiente florestal ecotonal com formações abertas de savanas e campinaranas, na parte central de Roraima, norte da Amazônia, investigando a hipótese de que mudanças no uso da terra ocorridas entre 1984 e 2017 determinaram variações nos estoques de carbono orgânico no solo. Sete classes de uso da terra foram quantificadas e espacializadas e matrizes de transição, em intervalos de 10 anos, identificaram o ritmo e a magnitude da antropização da paisagem. A conversão de áreas florestadas e ecotonais por atividade agropecuária foi evidenciada e, somados ao regime recorrente do fogo, especialmente nas florestas de altitude, revelaram que o desmatamento e as transições das terras para usos não conservacionistas não conduziram a práticas agropecuárias de boa produtividade, e sim favoreceram a subsistência empobrecida e degradada, cuja razão principal é a inadequação da agricultura familiar aos solos ácidos/distróficos destinados aos assentamentos, à presença tímida de tecnologia. Para a modelagem dos estoques de carbono orgânico no solo, foram utilizados: o algoritmo *Random Forest*, 141 preditores pedológicos, climáticos e derivados de sensores remotos, sendo ranqueadas as 30 variáveis mais importantes à predição. Mapas de predição dos estoques de COT e estatísticas foram avaliados para quatro camadas até os primeiros 0.3 m do solo, com resolução espacial de 30 m, e os estoques de (COT) foram estimados para os diferentes usos da terra e geoambientes. Os resultados mostraram que áreas de floresta em relevo forte ondulado e candidatas a *sinks* de carbono orgânico na região estão sendo particularmente impactadas pelo fogo e erosão, tornando-se menos resilientes aos distúrbios ambientais. Três processos antrópicos relevantes às mudanças de uso da terra foram modelados no *Land Change Modeler* (LCM) por meio de regressão logística binária com índices de ajuste dos modelos satisfatórios. Mapas de potenciais de transição e tendências de mudanças foram produzidos, e um cenário de prognose para o ano 2047, referente a cada um dos processos antrópicos, foi gerado com o emprego das Cadeias de Markov. Foram estimadas maiores perdas (17%) às áreas florestadas até 2047, na ausência de ações de governança ambiental. Aproximadamente 3.1 Tg de Carbono (25,3%) foram perdidos a considerar-se o estoque de COT estimado em 2017 e o remanescente das áreas dos principais usos em 1984, confirmando a hipótese estabelecida para o estudo. De forma geral, a “pecuarização” e o manejo primitivo das terras neste ambiente amazônico, deixaram como legado a subsistência precária de pequenos produtores, que ainda experimentam as desventuras dos projetos de colonização agrícola conduzidos no passado, além das inestimáveis perdas à biodiversidade local.

Palavras-Chave: Antrópico, Modelagem, Mudança.

URQUIZA, Marcelle Alencar. **Simulation of the Spatial Use Dynamics and Soil Coverage in the Apiaú Region - Roraima**. 2018. 96f. Thesis (Doctorate in Biodiversity and Biotechnology) - Federal University of Roraima, Boa Vista, 2018.

ABSTRACT

Integrated studies on the landscape have sought to contemplate the heterogeneity of factors and processes to the analysis of the rhythm, form and direction in which anthropic features are established due to the change of use and land cover. The complexity in determining the response variables and the poorly detailed scale in which mappings of natural resources in the Amazon region are produced have been a major constraint to models that seek to represent the dynamics of land use change in small regions. The objective of this study was to model the evolution of the landscape and a prediction scenario for year 2047 of a forest environment with open savannas and campinarana formations in the central part of Roraima, northern Amazonia, investigating the hypothesis that changes in the use of land occurred between 1984 and 2017 determined changes in soil organic carbon stocks. Seven land use classes were quantified and spatialized, and transitional matrices, at 10-year intervals, identified the pace and magnitude of landscape anthropization. The conversion of forested and ecotoneous areas by agricultural activity was evidenced and, added to the recurrent regime of fire, especially in high altitude forests, revealed that deforestation and land transitions for non-conservation uses did not lead to good productivity farming practices, but favored impoverished and degraded subsistence, whose main reason is the inadequacy of family agriculture to the acid / dystrophic soils destined to the settlements, the timid presence of technology. For the modeling of organic carbon stocks in the soil, the Random Forest algorithm, 141 pedological, climatic predictors and data derived from remote sensors, with the 30 most important variables being predicted. Prediction maps of COT stocks and statistics were evaluated for four layers up to the first 0.3 m of soil, with spatial resolution of 30 m, and COT stocks were estimated for different land uses and geoenvironments. The results showed that areas of strong undulating forest and candidates for organic carbon sinks in the region are being particularly impacted by fire and erosion, making them less resilient to environmental disturbances. Three anthropogenic processes relevant to land use changes were modeled in the Land Change Modeler (LCM) through binary logistic regression with fit indexes of the satisfactory models. Transition potentials maps and change trends were produced, and a prognosis scenario for the year 2047 for each of the anthropic processes was generated using the Markov Chains. The highest losses (17%) were estimated for the forested areas until 2047, in the absence of environmental governance actions. Approximately 3.1 Tg of Carbon (25.3%) were lost considering the estimated COT stock in 2017 and the remaining areas of the main uses in 1984, confirming the hypothesis established for the study. In general, the "cattle-raising" and the primitive management of the lands in this Amazonian environment, left as a legacy the precarious subsistence of small producers, who still experience the misadventures of agricultural colonization projects conducted in the past, in addition to the inestimable losses to the local biodiversity.

Keywords: Anthropic, Modeling, Change.

SUMÁRIO

RESUMO	i
ABSTRACT	ii
1. INTRODUÇÃO	9
2. OBJETIVOS	12
2.1 Objetivos Gerais	12
2.2 Objetivos Específicos	12
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	13
Capítulo 1	16
Abstract.....	16
1. Introduction	16
2. Material	17
3. Methods	18
4. Results and Discussion	20
5. Conclusions	28
References	28
Capítulo 2	33
RESUMO	33
1. Introdução.....	34
2. Material e Métodos.....	36
3. Resultados e Discussão.....	47
4. Conclusões	65
Referências	66
Capítulo 3	72
Resumo	72
1. Introdução.....	72
2. Materiais e Método.....	73
3. Resultados e Discussão	80
4. Limitações do estudo e pesquisas futuras	89
5. Conclusões	90
Referências	90
CONSIDERAÇÕES	96

1. INTRODUÇÃO

Mudanças no uso da terra são norteadas por fatores econômicos (CARVALHO; DOMINGUES; HORRIDGE, 2017), sociais (BENYISHAY et al., 2017; BROWN; BROWN; BROWN, 2016), e pela exploração de recursos naturais (BANERJEE; ALAVALAPATI, 2010; BARBOSA; ATKINSON; DEARING, 2016). O desmatamento, principal vetor às mudanças (FEARNSIDE, 2008), tem entre as causas principais a produção de gado, a agricultura de larga escala e a agricultura de corte e queima (RIVERO et al., 2009).

Em estudo recente, Fearnside (2017) comentou os subsídios governamentais para a prática do desmatamento, e apontou que políticas públicas com o propósito de promover o desenvolvimento rural, incentivaram a moratória da soja desde 2006 (GIBBS et al., 2015), e a criação de gado desde 2009. Além disso, juntamente com a expansão das pastagens e áreas agrícolas (RIVERO et al., 2009), as variações climáticas também têm sido consideradas importantes agentes de alterações nos ecossistemas pertencentes à bacia amazônica (DAVIDSON et al., 2012).

O impacto da expansão agropecuária, principalmente pela conversão de áreas florestadas, desequilibra a oferta de serviços ecossistêmicos, como a reciclagem da água e de nutrientes (DAVIDSON et al., 2012), a manutenção da biodiversidade e do patrimônio genético (FEARNSIDE, 2017; MAZZETTO et al., 2016), afetando os estoques de Carbono Orgânico no solo (COT) (BARROS; FEARNSIDE, 2016; TRUMBORE; CAMARGO, 2009), importantes ao controle das emissões de CO₂ e à redução do aquecimento global (NOGUEIRA et al., 2015).

Apesar das incertezas que envolvem as estimativas dos estoques de carbono nos solos (OGLE et al., 2010; TRUMBORE; CAMARGO, 2009), estudos recentes reforçam a importância de se conhecer os estoques de carbono orgânico e sua distribuição espacial (HEUNG et al., 2016; TAGHIZADEH-MEHRJARDI; NABIOLLAHI; KERRY, 2016), e também a perda desse estoque associada às variações climáticas e às mudanças de uso da terra (ALBALADEJO et al., 2013; DAVIDSON, 2016; RITTL; OLIVEIRA; CERRI, 2017).

Entre as ferramentas disponíveis para o monitoramento das mudanças de uso da terra (MICHAELSEN et al., 2017), o sensoriamento remoto apresenta potencial para fornecer dados sobre grandes extensões territoriais (CARREIRAS et al., 2017; JAKIMOW et al., 2018) quando considerado aspectos de vegetação, solos, relevo, de forma que feições naturais ou resultantes da intervenção antrópica (LATHUILLIÈRE et al., 2017; SMALL; SOUSA, 2016), podem ser identificadas e classificadas nas imagens captadas por sensores remotos (VILELA et al., 2005; CLARK, 2017) disponíveis para a observação dos recursos naturais terrestres.

Por essa razão, estudos acoplados ao uso do sensoriamento remoto, que abordam as mudanças de uso da terra (DINIZ et al., 2013; KIRBY et al., 2006; LAMBIN; MEYFROIDT, 2010), a resiliência e as fragilidades dos ambientes amazônicos (LAURANCE, 2007; NEPSTAD et al., 1999; TRUMBORE; BRANDO; HARTMANN, 2015), vêm há décadas sendo conduzidos nos meios científicos, e mais recentemente discutidos no cenário político-governamental, face aos indícios de crise hídrica e energética, destacando a importância de se investigar a magnitude e o direcionamento das relações estabelecidas pelo homem com o meio ambiente (FEARNSIDE, 2005, 2015; MALHADO et al., 2017), na busca de construir soluções para a evolução humana sob o paradigma da sustentabilidade (NEPSTAD et al., 2014).

Desta forma, simular a trajetória da evolução de processos ambientais tornou-se alvo de pesquisas, com modelagens baseadas no comportamento dos ecossistemas, com destaque para a modelagem dinâmica espacial. Modelos de Simulação Dinâmica Espacial (MSDE) têm sido utilizados nos estudos de fenômenos físicos, urbanos e diferentes processos de alterações ambientais (ARCOVERDE; ALMEIDA; ARAÚJO, 2011; SAYEMUZZAMAN; JHA, 2014; SOARES-FILHO et al., 2006; VERBURG, 2006), apresentando resultados coerentes pela capacidade de descrever, inferir e parametrizar as relações entre as variáveis e o objeto modelado, com possibilidades de incorporar a heterogeneidade espacial e processos humanos de tomada de decisão (AGUIAR, 2006; AGUIAR; CÂMARA; ESCADA, 2007).

A exemplo de outros estados amazônicos, Roraima traz reflexos da dinâmica de ocupação da Amazônia, vivenciados nos anos 80 (BARBOSA, 1993; MOURÃO, 2008), com cenários contrastantes de intensificação do uso da terra pela conversão de florestas em pastagens (MELO et al., 2010; XAUD; EPIPHANIO, 2014), e o abandono e degradação das terras, ambos legados dos projetos de colonização e assentamentos agrícolas, como observado por Almeida e Campari (1995) e Small e Sousa (2016), que reportam o aumento do desflorestamento e o insucesso dos pequenos produtores no desenvolvimento rural de seus empreendimentos.

Dada a grandeza territorial e complexidade intrínsecas dos ambientes amazônicos, é compreensível a escassez de estudos e modelagens que busquem descrever a dinâmica temporal de uma região e florestas com a conjunção peculiar de uma área ecotonal (BARBOSA; CAMPOS, 2011), como a existente no município de Mucajaí, região central do estado de Roraima. Este ecótono singular do ponto de vista estrutural e florístico (BARBOSA; CAMPOS, 2011), com mosaicos florestais e enclaves abertos de savanas e campinaranas, tem experimentado, além do processo de evolução natural, o avanço da pressão antrópica para a consolidação de novas fronteiras agropecuárias, fato este observado em estudos análogos conduzidos em outras regiões ecotonais amazônicas (BARBOSA; CAMPOS, 2011; FEITOSA

et al., 2016; GARCIA et al., 2017; NÓBREGA et al., 2017; LÓPEZ-HERNÁNDEZ et al., 2009).

Diante deste cenário, o presente estudo propõe modelar no espaço-tempo de 33 anos (1984 a 2017) as mudanças no uso da terra e os processos antrópicos mais relevantes, bem como mapear os estoques de carbono orgânico no solo, para investigar a hipótese de que as mudanças de uso da terra determinaram variações nos estoques de COT. Dados pedológicos, climáticos, derivados de imagens de satélite, amostras de solos e observações de campo, serão empregados e avaliados por algoritmos de aprendizagem de máquina para a predição dos estoques de COT, na modelagem dos processos antrópicos e para a modelagem do cenário de prognose para o ano 2047, preenchendo uma lacuna de dados dessa natureza para a região e na resolução espacial de 30 m.

Os temas abordados, resultados e conclusões deste estudo estão apresentados em três capítulos. No Capítulo 1, foram analisadas três décadas de mudanças de uso da terra (1984-2017), evidenciando no espaço-tempo as atividades antrópicas majoritárias, por meio de mapas de uso da terra e matrizes de transição das feições ambientais mais relevantes ao estudo, discutindo os efeitos do ritmo, a magnitude e o direcionamento das atividades antrópicas sobre desenvolvimento rural da região e resiliência das áreas florestadas; no Capítulo 2, foi abordado o processo de mapeamento digital com resolução espacial de 30 m do estoque carbono orgânico no solo (COT), implementado com o emprego de algoritmos e técnicas de aprendizagem de máquina na modelagem preditiva dos estoques de COT; e no Capítulo 3, a modelagem da dinâmica espacial dos processos antrópicos mais relevantes às mudanças de uso da terra (1984-2017) foi apresentada, determinando-se a magnitude espacial e temporal das maiores transições, tendências de mudanças e estabelecendo-se, por regressão logística binária, as equações que regem os processos antrópicos majoritários. Em adição, um cenário de prognose para o ano 2047 (para os processos avaliados) estimou o comportamento evolutivo dos processos antrópicos, com o emprego das Cadeias de Markov (CM) na avaliação dos potenciais de transição.

Esperamos que os resultados deste estudo forneçam cenários de uso da terra e capturem tendências de mudanças que elucidem as variáveis e os processos mais determinantes as alterações antrópicas experimentadas ao longo de três décadas, e que as discussões trazidas possam somar-se a estudos que buscam dimensionar no espaço-tempo o efeito e as implicações das conversões de uso da terra na Amazônia, à luz das mudanças climáticas e ausência de planos de governança ambiental que permitam a evolução da espécie humana sem detrimento ao maior legado do ambiente Amazônico, a sua biodiversidade.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Modelar a dinâmica espacial e temporal das mudanças de uso da terra no período de 1984 a 2017 e avaliar os efeitos sobre os estoques de carbono orgânico no solo, para áreas de florestas e uma faixa ecotonal, no município de Mucajaí, no estado de Roraima.

2.2 Objetivos Específicos

- Quantificar e espacializar os usos da terra para os anos 1984, 1994, 2004, 2014 e 2017;
- Estimar o estoque de carbono orgânico total do solo com amostras coletadas no ano 2017;
- Identificar e ranquear as variáveis mais importantes para a predição dos estoques de carbono orgânico, e gerar os mapas de predição com resolução espacial de 30 m, para diferentes camadas do solo, quantificando os estoques nas classes de uso e unidades geoambientais;
- Modelar no espaço-tempo os processos antrópicos mais relevantes às mudanças de uso da terra, no período de 1984 a 2017;
- Gerar o cenário de prognose para o ano 2047 das mudanças de uso, em cada um dos processos antrópicos avaliados;
- Analisar os efeitos das mudanças de uso da terra (1984-2017) sobre os estoques de carbono orgânico no solo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIAR, Ana Paula D. Modeling land use change in the Brazilian Amazon: exploring intra-regional heterogeneity. 2006. 173f. Tese (Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, São Paulo.
- AGUIAR, Ana Paula D.; CÂMARA, Gilberto; ESCADA, Maria Isabel S. Spatial statistical analysis of land-use determinants in the Brazilian Amazonia: Exploring intra-regional heterogeneity. **Ecological Modelling**, v. 209, n. 2–4, p. 169–188, Dec. 2007.
- ALBALADEJO, Juan et al. Land use and climate change impacts on soil organic carbon stocks in semi-arid Spain. **Journal of Soils and Sediments**, v. 13, n. 2, p. 265–277, Feb. 2013.
- ALMEIDA, Anna L. O.; CAMPARI, João S. **Sustainable Settlement in the Brazilian Amazon**. New York: Oxford University Press, 1995. 208p.
- ARCOVERDE, Gustavo F. B.; ALMEIDA, Cláudia M.; ARAÚJO, Luciana S. Modelagem da paisagem no Parque Estadual Carlos Botelho (SP) e Entorno. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15., 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: INPE, 2011. p. 5777-5784.
- BANERJEE, Onil; ALAVALAPATI, Janaki. Illicit exploitation of natural resources: The forest concessions in Brazil. **Journal of Policy Modeling**, v. 32, n. 4, p. 488–504, Jul-Aug. 2010.
- BARBOSA, Reinaldo I. Ocupação humana em Roraima II. Uma revisão do equívoco da recente política de desenvolvimento e o crescimento desordenado. **Boletim do Museu Paraense Emílio Goeldi**, v. 9, n. 2, p. 177–197, 1993.
- BARBOSA, Reinaldo I.; CAMPOS, Ciro. Detection and geographical distribution of clearing areas in the savannas ('lavrado') of Roraima using Google Earth web tool. **Journal of Geography and Regional Planning**, v. 4, n. 3, p. 122–136, Mar. 2011.
- BARROS, Henrique S.; FEARNSIDE, Paul M. Soil carbon stock changes due to edge effects in central Amazon forest fragments. **Forest Ecology and Management**, v. 379, p. 30–36, Nov. 2016.
- BENYISHAY, Ariel et al. Indigenous land rights and deforestation: Evidence from the Brazilian Amazon. **Journal of Environmental Economics and Management**, v. 86, p. 29–47, 2017.
- BROWN, D. S.; BROWN, J. C.; BROWN, C. Land occupations and deforestation in the Brazilian Amazon. **Land Use Policy**, v. 54, p. 331–338, 2016.
- CARREIRAS, João M. B. et al. Mapping major land cover types and retrieving the age of secondary forests in the Brazilian Amazon by combining single-date optical and radar remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 194, p. 16–32, Jun. 2017.
- CARVALHO, Terciani Sabadini; DOMINGUES, Edson Paulo; HORRIDGE, J. M. Controlling deforestation in the Brazilian Amazon: Regional economic impacts and land-use change. **Land Use Policy**, v. 64, p. 327–341, 2017.
- CLARK, Matthew L. Comparison of simulated hyperspectral HypsIRI and multispectral Landsat 8 and Sentinel-2 imagery for multi-seasonal, regional land-cover mapping. **Remote Sensing of Environment**, v. 200, p. 311–325, Oct. 2017.
- DAVIDSON, Eric A. Biogeochemistry: Projections of the soil-carbon deficit. **Nature**, v. 540, p. 47–48, Nov. 2016.
- DAVIDSON, Eric A. et al. The Amazon basin in transition. **Nature**, v. 481, n. 7381, p. 321–328, Jan. 2012.
- BARBOSA, Caio C. B.; ATKINSON, Peter M.; DEARING, John A. Extravagance in the commons: Resource exploitation and the frontiers of ecosystem service depletion in the Amazon estuary. **Science of the Total Environment**, v. 550, p. 6–16, Apr. 2016.
- DINIZ, Fábio H. et al. From space and from the ground: determining forest dynamics in settlement projects in the Brazilian Amazon. **International Forestry Review**, v. 15, n. 4, p.

442–455, Dec. 2013.

FEARNSIDE, Paul M. The roles and movements of actors in the deforestation of Brazilian Amazonia. *The roles and movements of actors in the deforestation of Brazilian Amazonia*.

Ecology and Society, v. 13, n. 1, p. 23–44, Jul. 2008.

FEARNSIDE, Paul M. Desmatamento na Amazônia brasileira : história , índices e conseqüências. **Megadiversidade**, v. 1, n. 1, p. 113–123, Jul. 2005.

FEARNSIDE, Paul M. Deforestation soars in the Amazon. **Nature**, v. 521, n. 22, p. 423, May 2015.

FEARNSIDE, Paul M. **Deforestation of the Brazilian Amazon. In: Oxford Research Encyclopedia of Environmental Science**. New York, USA: [s.n.]. v. 1. 2017.

FEITOSA, Keily K. A. et al. Relações solo–vegetação em “ilhas” florestais e savanas adjacentes, no Nordeste de Roraima. **Ciência Florestal**, v. 26, n. 1, p. 135–146, Jan-Mar. 2016.

GARCIA, Andrea S. et al. Landscape changes in a neotropical forest-savanna ecotone zone in central Brazil : The role of protected areas in the maintenance of native vegetation. **Journal of Environmental Management**, v. 187, p. 16–23, Feb. 2017.

GIBBS, Holly K. et al. Brazil’s soy moratorium. **Science**, v. 347, n. 6220, p. 377–378, Jan. 2015.

HEUNG, Brandon et al. An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. **Geoderma**, v. 265, p. 62–77, Mar. 2016.

JAKIMOW, Benjamin et al. Mapping pasture management in the Brazilian Amazon from dense Landsat time series. **Remote Sensing of Environment**, v. 205, p. 453–468, Feb. 2018.

KIRBY, Kathryn R. et al. The future of deforestation in the Brazilian Amazon. **FutureS**, v. 38, n. 4, p. 432–453, May 2006.

LAMBIN, Eric F.; MEYFROIDT, Patrick. Land use transitions: Socio-ecological feedback versus socio-economic change. **Land Use Policy**, v. 27, n. 2, p. 108–118, Apr. 2010.

LATHUILLIÈRE, Michael J. et al. Land occupation and transformation impacts of soybean production in Southern Amazonia, Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 149, p. 680–689, Apr. 2017.

LAURANCE, William F.. Ecosystem decay of Amazonian forest fragments: implications for conservation. In: Tschardtke T, Leuschner C, Zeller M, Guhardja E, Bidin A (Eds), **The stability of tropical rainforest margins, linking ecological, economic and social constraints of land use and conservation**. Berlin: Springer-Verlag, 2007, p. 11–37.

LÓPEZ-HERNÁNDEZ, Danilo et al. Agricultural systems located in the forest-savanna ecotone of the Venezuelan Amazonian. Are organic agroforestry farms sustainable? *Sustainability*, v. 1, p. 215–233, May 2009.

MALHADO, Ana C. M. et al. Are capacity deficits in local government leaving the Amazon vulnerable to environmental change? **Land Use Policy**, v. 69, p. 326–330, Dec. 2017.

MAZZETTO, André Mancebo et al. Comparing how land use change impacts soil microbial catabolic respiration in Southwestern Amazon. **Brazilian Journal of Microbiology**, v. 47, n. 1, p. 63–72, Jan. 2016.

MELO, Valdinar F. et al. Solos da área indígena yanomami no médio rio Catrimani, Roraima. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 34, n. 2, p. 487–496, Apr. 2010.

MICHAELSEN, Andrea C. et al. Effects of drought on deforestation estimates from different classification methodologies: Implications for REDD+ and other payments for environmental services programs. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 5, p. 36–44, Jan. 2017.

MOURÃO, Gersa M. N. Colonização recente no Sudeste de Roraima, Amazônia Brasileira: Entre a política e a natureza. **Revista Acta Geográfica**, v. 4, p. 31–39, Jul-Dez. 2008.

NEPSTAD, Daniel C, et al. Slowing Amazon deforestation through public policy and interventions in beef and soy supply chains. **Science**, v. 344, n. 6188, p. 1118–1123, Jun. 2014.

- NEPSTAD, Daniel C. et al. Large-scale impoverishment of amazonian forests by logging and fire. **Nature**, v. 398, n. 6727, p. 505–508, Apr. 1999.
- NÓBREGA, Rodolfo L.B. et al. Effects of conversion of native cerrado vegetation to pasture on soil hydro-physical properties, evapotranspiration and streamflow on the Amazonian agricultural frontier. **PLoS ONE**, v. 12, n. 6, e0179414, Jun. 2017.
- NOGUEIRA, E. M. et al. Carbon stock loss from deforestation through 2013 in Brazilian Amazonia. **Global Change Biology**, v. 21, n. 3, p. 1271–1292, Nov. 2015.
- OGLE, Stephen M. et al. Scale and uncertainty in modeled soil organic carbon stock changes for US croplands using a process-based model. **Global Change Biology**, v. 16, n. 2, p. 810–822, Jan. 2010.
- RITTL, Tatiana F.; OLIVEIRA, Daniele; CERRI, Carlos E. P. Soil carbon stock changes under different land uses in the Amazon. **Geoderma Regional**, v. 10, n. July, p. 138–143, Sept. 2017.
- RIVERO, Sérgio et al. Pecuária e desmatamento: uma análise das principais causas diretas do desmatamento na Amazônia. **Nova Economia**, Belo Horizonte, v. 19, n. 1, p. 41–66, Apr. 2009.
- SAYEMUZZAMAN, Mohammad.; JHA, Manoj K. Modeling of future land cover land use change in North Carolina using Markov Chain and Cellular Automata Model. **American Journal of Engineering and Applied Sciences**, v. 7, n. 3, p. 295–306, 2014.
- SMALL, Christopher; SOUSA, Daniel. Humans on Earth: Global extents of anthropogenic land cover from remote sensing. **Anthropocene**, v. 14, p. 1–33, jun. 2016.
- SOARES-FILHO, Britaldo S. et al. Modelling conservation in the Amazon basin. **Nature**, v. 440, n. 7083, p. 520–523, Mar. 2006.
- TAGHIZADEH-MEHRJARDI, R.; NABIOLLAHI, K.; KERRY, R. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. **Geoderma**, v. 266, p. 98–110, Mar. 2016.
- TRUMBORE, Susan; CAMARGO, Paulo B. Dinâmica do carbono do solo. **Amazonia and Global Change**, p. 451–462, 2009.
- TRUMBORE, Susan; BRANDO, P.; HARTMANN, H. Forest health and global change. **Science**, v. 349, n. 6250, p. 814–818, Aug. 2015.
- VERBURG, Petar H. Simulating feedbacks in land use and land cover change models. **Landscape Ecology**, v. 21, n. 8, p. 1171–1183, Nov. 2006.
- VILELA, Marina de Fátima et al. Uso de imagens orbitais como base de dados para projetos de reforma agrária. **Rev. Árvore**, Viçosa, v. 29, n. 4, p. 627–638, Jul. 2005.
- XAUD, Maristela R.; EPIPHANIO, José C. N. Dinâmica do uso e cobertura da terra no sudeste de Roraima utilizando técnicas de detecção de mudanças. **Acta Amazonica**, v. 44, n. 1, p. 107–120, 2014.

Capítulo 1

Anthropic processes and land-use change during 33 years in Roraima, Northern Amazonia

Online Published: Journal of Agricultural Science; Vol. 10, No. 7; 2018. <https://doi.org/10.5539/jas.v10n7p426>.

Abstract

The Amazon region has experienced a rapid rate of deforestation and land use change as a result of establishment of agricultural settlements, resulting from public policies designed to promote rural development. We analyzed land use patterns and changes in the central region of Roraima, northern Brazil, testing the hypothesis that the anthropic pressure based on the conversion of natural vegetation (forest ecotone zone and open areas of savanna and campinaranas) on agriculture and pasture, has led to the decline of forest resilience, and has not promoted development in lands converted in agricultural colonization projects, a process exacerbated by practices of burning. Satellite images from between 1984 to 2017, with field-collected data and geoprocessing techniques, allowed interpretation and analysis of seven land-use classes. Agriculturally-based human impacts were greatest in forest areas, with forest loss rates being 6.4 times greater than regeneration rates. The 39.3% reduction in natural non-forest vegetation types exceeded that of forest loss (23.8%). Repeated fires resulted in a 627.1% increase in forest fragmentation in areas heavily impacted by fire. Our study revealed that, over 33 years, deforestation and transitions of land to non-conservation uses did not lead to a system with highly productive agricultural practices, but to extensive impoverished, and degraded subsistence. The main reason was the basic unsuitability of the region's extremely acidic/dystrophic soils on which settlements have been founded, and the predominance of low-tech, family-based, agriculture and the absence of the required technology for attaining better results.

Keywords: Amazonia, deforestation, fire, forest-savanna ecotone, human impacts

1. Introduction

Human-based impacts in the Amazon region are both scattered and varied (Laurance, 2007), with some areas impacted for decades by deforestation (Fearnside, 2017), while others suffer the consequences of recent urbanization (Laurance et al., 2002), failure of colonization projects (Ludewigs, D'antona, Brondízio, & Hetrick, 2009), or the expansion of cattle ranching in forested areas (Davidson et al., 2012), among others.

In Amazonia, changes resulting from occupation dynamics increased with the beginning of colonization projects and agricultural settlements (Almeida & Campari, 1995). The concentration of people at colonization sites within forest mosaics led to high rates of deforestation, and unsustainable extraction of timber products (Nepstad et al., 1999), the road building (Kirby et al., 2006), and infrastructure development for income generation and offer of services (Meyfroidt, Lambin, Erb, & Hertel, 2013).

In the central region of Roraima state, northern Brazilian Amazonia, the colonization process began in the 1980s, coordinated by the National Institute of Colonization and Agrarian Reform (INCRA), resulting in the establishment of the Apiaú agricultural colony (Barbosa & Fearnside, 2000). The processes of land concession in general are created by markets and public policies (Lambin et al., 2001), of the interplay of a variety of agents in the social and economic milieu, which collectively give rise to urban nuclei and the changes in land-use and coverage (Mourão, 2008), as well as to different spatial arrangements (Xaud, 2013).

Among the processes involved in land-use change, and the resulting fragmentation and subsequent abandonment of these colonized lands (Diniz, Kok, Hott, Hoogstra-Klein, & Arts, 2013) are the widespread failures of recent colonists to adequately manage and conserve their lands, due to the very low fertility of the soil (Melo, Schaefer, Fontes, Chagas, & Lemos Júnior, 2006), and insufficient public policies supporting rural development. Together, these have combined to create high rates of abandonment among recent colonists, putting pressure on clearing new areas of native forests (Schaefer, 1997).

Meanwhile, and in contrast to the subsistence economy of the colonists, agricultural producers and ranchers have access to financial resources, fiscal incentives and technological support as a means of increasing productivity and market access, bringing an entrepreneurial approach to regional land management, and increase the collective rate

of forest loss by the consolidation of agriculturally-based activities, as noted by Zarin et al. (2016). Thirty years ago Fearnside (1987) presciently predicted that this developmental strategy would have highly negative environmental impacts, and that there was no evidence increased productivity would result in forest restoration or regeneration.

In addition to the above mentioned factors, the dynamics of the impacts of fire on savannas (Barbosa & Fearnside, 2005), and primary forests in Roraima State (Barni, Pereira, Manzi, & Barbosa, 2015) is, in part, a reflection of the long-established culture of slash-and-burn as a form of agricultural land management (Barbosa & Fearnside, 1999). This action has a singular impact on a local ecosystem, as it is associated with the effects of climate change (Gustavsson et al., 2017), and can increase the likelihood of extreme climatic events linked to either aridity or rainfall. Such actions can diminish environmental resilience in areas with high incidences of slopes, with shallow soils and fragmented landscapes, as well as compromising the ecological functions of natural forest/non-forest ecotones, where biologically-important areas of savanna occur (Barbosa & Campos, 2011) and white-sand vegetation, locally known as Campinarana (Anderson, 1981).

The municipality of Mucajaí has one of the highest rates of deforestation of Roraima State. For this reason, the municipality has been part of the Plan for Prevention and Control of Deforestation in the Legal Amazon (PPCDAM) since 2009, (MMA, 2013). In that same year, 37 logging companies in Roraima extracted about 188 thousand m³ of logs from forests in the State, 48% of which were destined for the Legal Amazon market, 38% for international markets and the remaining 14% for other markets in Amazonian Brazil (MMA, 2010).

Among the tools available for monitoring deforestation (Chávez Michaelsen et al., 2017) and the space-time evolution of a landscape undergoing land-use changes, remote sensing has the potential to provide data from extensive areas (Jakimow, Griffiths, van der Linden, & Hostert, 2018). Information available may include data on soils, relief, and the changes that human actions bring to natural formations (Lathuillière, Miranda, Bulle, Couto, & Johnson, 2017). which can be identified and classified from images captured by satellite sensors (Clark, 2017) and made available for the study of natural resources.

Studies of the rhythm, extent, and spatial characteristics of land-use changes have been conducted the areas surrounding agricultural settlements (Almeida & Campari, 1995; Diniz et al., 2013). Together these have allowed the identification of, factors that sustainable management of regional forests to be aligned with agricultural expansion and the opening of local markets. This has been done in ways that both permit generation of income derived from logging and forest resources, and are in-line with conservation-appropriate land-use management practices. This not only moves in step with the recently-developed paradigm of sustainable development of the Amazon region (Nobre et al., 2016), but is in keeping with government guidelines on limitation of CO₂ emissions, since land-use changes (Aguiar et al., 2016; Ogle et al., 2014), are now responsible for 75% of such emissions in Brazil, having overtaken the industrial sector of the national economy (Cerri et al., 2015; IPCC, 2007).

The hypothesis of the study was that anthropic pressure of agricultural and livestock nature towards the forest ecotone zone, the open savanna and campinaranas have given the addition of current fire-use practices, induced a decline in forest resilience and has little contribution for the development of the region. Given this, the objectives of the current study were to (i) quantify and qualify both spatial and temporal changes in land use occurring between 1984 and 2017, and, (ii) use this knowledge to understand the processes involved in the landscape evolution of the study area.

The official settlements aim of the study was to provide guidelines and discuss the evolution of in Amazonia, especially in ecotonal areas, as a result of spread of deforestation, the practice of largely family-based agricultural model on poor, mostly dystrophic, soils, and the minimal development of technological agriculture due to diverse social, economic and environmental constraints.

2. Material

2.1 Study Area

The study area is located in the municipality of Mucajaí (between 2°12' and 2°44' N, and 60°50 'and 61°36'W, central Roraima state. A site where the process of agricultural colonization began in the 1980s. The site occurs in the Datum SIRGAS 2000 UTM zone 20N, covers an area of approximately 3257 km², and is limited on the north by the Mucajaí and Apiaú rivers and on the west by the Branco river (Figure 1).

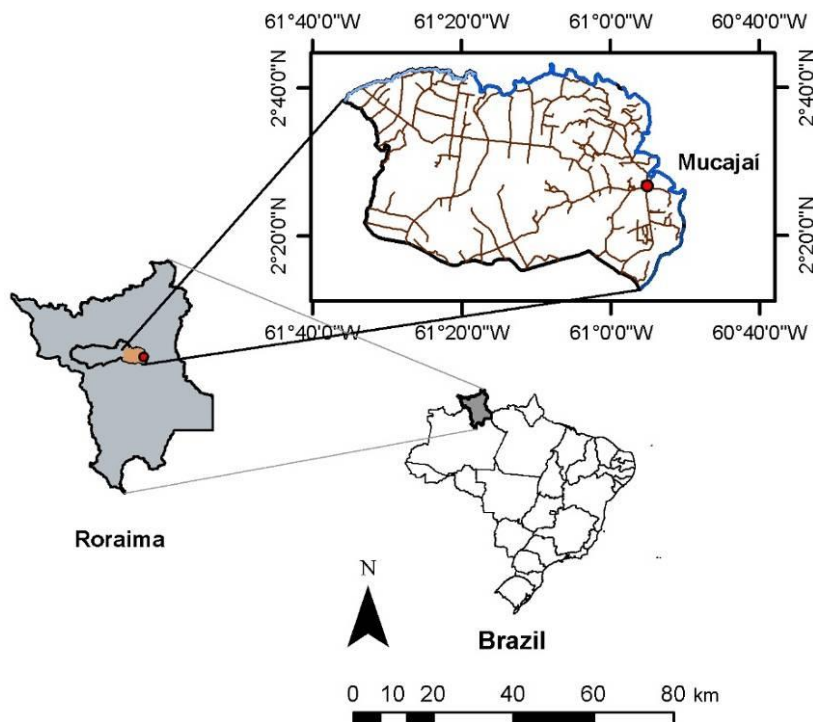


Figure 1. Location of the study area within Roraima State, northern Brazil

According to the Köppen classification system, the regional climate is of the "Ami" type, rainy tropical with a well-defined dry season from December to March, and average annual rainfall of 1700 to 2000 mm, with the highest rainfall concentrated between the months of May and July (Barbosa, 1997). The temperature range from 22 to 34 °C with annual average of 27 °C (Lameira & Coimbra, 1988).

Relief varies from flat to gentle undulating and hilly, with some areas of mountainous relief. The area is characterized by a pediplanated surface, alluvial plains, inselbergs and low mountain ranges with an elevation varying from 54 to 1450 m (Melo, Francelino, Fernandes Filho, & Schaefer, 2005).

Soils are developed from deep-weathered pre-Cambrian rocks (Granites, Granodiorites, Diorites, and Migmatites) of the Guianas Complex, followed by Tertiary sediments and Quaternary clayey-sandy and sandy sediments.

Vegetation is composed of different forest types (evergreen and seasonal), which are interspersed by non-forest openings composed of savanna and campinarana (RADAMBRASIL, 1975). The area of open vegetation constitutes a very distinct sector of the savanna, but represents 0.2% of the total savanna area of Roraima State. It is an ecotonal environment, with a highly specific fauna and flora and complex geographic boundaries.

2.2 Analytical Tools – Data Bases

For image classification satellite images of the Landsat-5/Thematic Mapper -TM sensor satellite images from the years 1984, 1994 and 2004 and from the Operational Land Imager (OLI)/Landsat-8 (INPE, 2016) for the years 2014 and 2017 were used. All images were obtained at no cost from the United States Geological Survey (USGS), in orthorectified mode, with a spatial resolution of 30m. Images were selected were those with the lowest cloud cover. From the same collection, scenes (n02_w061_1arc_v3 and n02_w062_1arc_v3) from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) were selected. This digital elevation model has a raw data resolution of 1 second of arc (approximately 30 m) and was obtained by processing of Digital Elevation Model (DEM) of the respective study area, in addition to using generating derived morphometric variables. We also used the IBGE Legal Amazon databases with the themes geology, geomorphology, pedology and vegetation (IBGE, 2006).

The mapping of land use classes for each year of analysis was performed using ArcGIS software, version 10.2.1, via the Basemap database available in ArcGIS, and by the Google Earth Pro platform.

3. Methods

3.1 Image Classification

Satellite images for the years 1984 (21/04), 1994 (11/01) and 2004 (11/03) were processed in composition RGB 345, and 2014 (19/02) and 2017 (10/01) in composition RGB 654. A classification un-supervised by the IsoCluster

method was derived, which considered 10 a priori use and ground cover classes. After classification, obtained files were reclassified and grouped into seven coverage classes, and all features were edited manually.

For the 2017 scenes, a classification supervised with Maxver algorithm (Max Likelihood) and 80 points with geographic coordinates obtained in the field were selected for the training (56 points) and validation (24 points) stages of classification, with samples of 4 pixels in size for each of the seven mapped classes.

Using the ArcGIS Basemap image database and the Google Earth Pro platform, from 1984 to 2017, areas with cloud and cloud shadow were reclassified and validation and confirmation of the mapped classes of use was performed, concomitantly with the observations of: 1-Forest (FLO), 2-Agriculture (AGR), 3-Natural Non-Forest Vegetation (NNFV), 4- Water Bodies (AGU), 5-Urban (URB), 6-Other (OUT) and 7- Fire-Impacted Forest (FIF). Table 1 provides a description of the seven classes of land use mapped for each year.

Table 1. Description of classified land use classes for the years 1984, 1994, 2004, 2014 and 2017.

Use Classes	Description
Forest (FLO)	Natural forest formations, dense forest, open forest, flooded forest, degraded forest, and secondary forest.
Agriculture (AGR)	Areas dedicated to agriculture, annual crops, semi-perennial crops, cultivation mosaics, grazing on natural grasslands, scrubby pasture, open grasslands, degraded areas, degraded with exposed soil, areas in preparation for planting, eroded and gullying areas.
Natural Non-Forest Vegetation (NNFV)	Non-forest natural vegetation's, including natural non-forest wetlands, white-sand vegetation (Campinarana, wooded and herb-shrub mix), savanna vegetation (short grass, grassy-woody), pioneer formations (wetlands) and high-montane vegetation.
Water bodies (AGU)	Rivers, streams, aquaculture ponds, reservoirs and water-tanks.
Urban (URB)	Commercial and residential establishments located within an urban perimeter.
Others (OUT)	Rock outcrops and adjacent areas (erosional plains) used for mining and recreational activity.
Fire-Impacted Forest (FIF)	Forest areas heavily affected heavily by fire, located on slopes and crests of large hills, mountains and steep slopes with occurrence of rock outcrops.

Overall Accuracy Index and Kappa Index (Card, 1982; Congalton, 1991) were created for the 2017 classifications. The maps generated by the classifications were vectored and the areas quantified in hectares - ha). Additionally, percentages for each of the mapped uses was calculated. All materials were produced for use at scales up to 1: 60000.

3.1.1 Calculation of the Overall Accuracy Index (OA) and Kappa Index (k)

In order to evaluate the accuracy of a classification and the overall accuracy, a confusion matrix was used (Card, 1982; Congalton, 1991). Overall Accuracy (OA) was calculated by dividing the sum of the samples of the main diagonal x_{ii} of the confusion matrix by the total number of samples n collected for each of the use classes (c):

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^c x_{ii}}{n} \quad (1)$$

The confusion matrix for the 2017 scene was obtained using the Intersect command in ArcGis software. It indicates the result of comparing the classification obtained with field observations. This matrix provides information on how many pixels (or area size in hectares) were correctly sorted and how many wrongly classified. A Kappa coefficient (k) was also generated. The index estimates the accuracy of the processed classification. Six sets of OA and k values were generated by modifying the training samples, observing the best spectral representation for each sampled class and the distribution of the samples, given the limitations of the quantity and spatial arrangement of

polygons within the mapped classes.

3.1.2 Detecting Change

Change detection permits identification of which transitions occurred between land-use classes, and is an important tool for understanding the changes dynamics from a temporal perspective. Transition matrices were obtained for the periods 1984/1994, 1994/2004, 2004/2014, 2014/2017 and 1984/2017.

3.2 Acquisition of Observation Points

To record environmental observation points, the thematic base for roads was adjusted, depending on which part of the 1984 to 2017 period was involved. A 1:100000 scale road map (IBGE, 2011) was used as reference, and five road maps were generated, based on the road updates that occurred during the study period. These were digitized on-screen from the Google Earth Pro platform.

A field survey on the study area was carried out in January 2017, and 2000 points were acquired using a GNSS receiver. The Landscapes were photographed and described for relief and land-use class.

4. Results and Discussion

4.1 Spatio-temporal Evolution of Land-use Classes

Over the 33 year period the most notable land-use class changes mapped in the area was forest cover (FLO), with a reduction of 64970.7 ha (Table 2).

Table 2. Areas and percentages for each land use class between 1984 and 2017

N°	Class	1984		1994		2004		2014		2017	
		ha	%	ha	%	ha	%	ha	%	ha	%
1	FLO	273420.6	84.0	255209.5	78.4	213128.3	65.4	213304.7	65.5	208449.9	64.0
2	AGR	32672.1	10.0	49209.1	15.1	83360.8	25.6	89467.2	27.5	97872.4	30.1
3	NNFV	15369.4	4.7	15470.7	4.8	14360.6	4.4	12412.1	3.8	9322.9	2.9
4	AGU	3159.1	1.0	3134.4	1.0	3107.5	1.0	3651.3	1.1	3525.3	1.1
5	URB	164.9	0.1	303.3	0.1	513.9	0.2	708.2	0.2	758.8	0.2
6	OUT	51.7	0.0	86.4	0.0	96.4	0.0	103.4	0.0	84.3	0.0
7	FIF	781.7	0.2	2130.2	0.7	11169.3	3.4	6006.9	1.8	5684.5	1.7

Note 1. FLO=Forest, AGR=Agriculture, NNFV=Natural Non-forest Vegetation, AGU=Water Bodies URB=Urban, OUT=Other, and FIF=Fire-Impacted Forest.

Agricultural activities increased from 10% to 30.1% between 1984 and 2017, meaning an approximately 200% increase. IBGE (2017) reported that in the Mucajaí municipality the bovine herd increased 640% between 2004 (some 20000 head), and 2016 (129000 head), revealing that this has become the main economic activity on the region, so that cattle ranching was the main reason for the forest conversion, as seen by the current study.

Expansion of agricultural activity occurred most intensively in the peripheral portions of the study area (Figures 4A, 4B, 4C, 4D and 4E), due to proximity of large rivers (Branco, Mucajaí and Apiaú), and to tributaries. Regional water availability has attracted producers, promoting various forms of agricultural development, including cultivation of sorghum, soybean and maize, where agriculturalists operated the Crop-Cattle-Forest Integrated Land Management System (ILPF). Cattle ranchers with extensive areas of land were able to maximize operate well-managed pastures that use better technology to maintain quality and productivity of the soil.

In contrast, there was also an increase of small areas, with fragments of forests connecting poor-quality and degraded pastures and many abandoned lands, generally close to main secondary roads there. Small farmers of agricultural colonization settlements deal with poor soils and no financial resources to modernize their activities. Many colonists are now of aged, and maintain agricultural activity only for their basic subsistence, with short crop cycles, and primitive forms of management, including the use of fire to clear secondary vegetation and renew pastures, as reported in Barros, Santos, Melo, & Lopes (2008).

A total of 101 points were mapped for different crop types (Table 3), with cassava (*Manihot esculenta* Crantz) and banana (*Musa* spp) being the most frequent (27.7% and 24.8%, respectively). The dominance of cassava shows

how profoundly the extremely acidic and poor soils of the region can limit agricultural diversification (Melo et al., 2005). However, good adaptation to existing soil conditions, low operating costs and high production potential make cassava one of the most promising crops for family agriculture in the region (EMBRAPA, 2011).

Table 3. Agricultural use, number of records and percentage of sites under various forms of cultivation

Land use	Nº	%	Land use	Nº	%
Açaí	1	1	Crop rotation - banana	1	1
Açaí, banana and orange	1	1	Crop rotation -corn and beans	1	1
Banana and pineapple	1	1	Soya and corn	1	1
Banana and açaí	1	1	Sorghum and millet	1	1
Banana and orange	1	1	Teak	1	1
Banana and lemon	1	1	Teak and cassava	1	1
Banana and pasture	1	1	Tomato	1	1
Banana (irrigated)	1	1	Pineapple	2	2
Citrus (Orange)	1	1	Banana and cashew	2	2
Cupuaçu	1	1	Orange	2	2
Pasture	1	1	Lemon	2	2
Papaya	1	1	Cassava and banana	2	2
Cassava and cashew	1	1	Passion fruit	2	2
Cassava and orange	1	1	Millet	2	2
Cassava and maize	1	1	No-till soybean	2	2
Passionfruit, papaya and banana	1	1	Traditional soybean cultivation	2	2
Passionfruit and banana	1	1	Sorghum	3	3
Watermelon and beans	1	1	Banana	25	24.8
Diverse grain planting	1	1	Cassava	28	27.7
ILPF system	1	1	Total	101	100

Note 2. Nº=Number of observations, %=Percent of observations, ILPF=Integrated Crop-Cattle-Forest system.

At over half of sites (52.5%) had a variety of planted crops, but all represent small areas, such as residential backyards. Because of this it had not been possible to identify them spectrally from the 2017 Landsat 8.0/OLI image, which had 30 m spatial resolution. Figure 2 shows the localities visited and cultivation sites, of which 87 were under family agriculture (Agrifam), and 24 under intensive agriculture (AgriIntens). The latter are concentrated in only three rural properties.

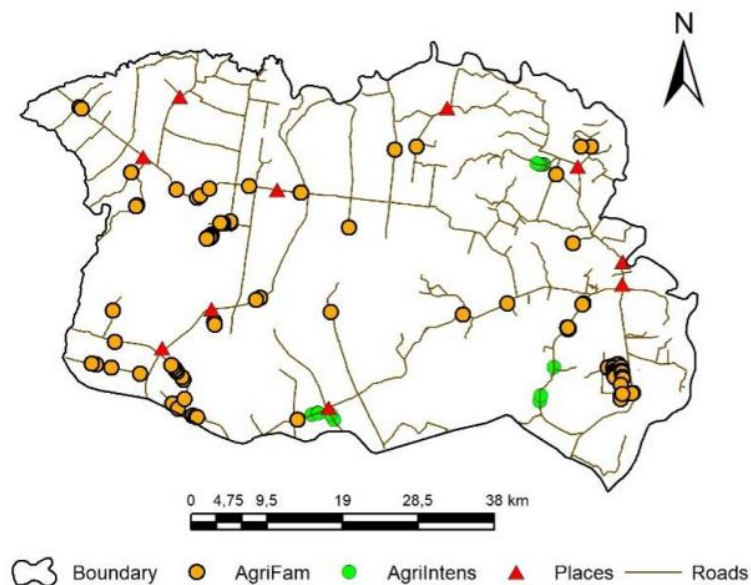


Figure 2. Location of agricultural cultivation study sites

Note 3. Agrifam=Family Agriculture; AgriIntens=Intensive Agriculture.

In the years 1984, 1994 and 2004 the class Water Bodies occupied 3159.10 ha, some 1% of the study area. From 2014 the area under fish ponds increased, all used for raising Tambaqui (*Colossoma macropomum*), which increased this cover class by 0.1% between 2014 and 2017. However, mapping the hydrographic network and impounded areas (Figure 3) indicated that an area larger than this was being dammed within the reach of large streams (Azul, Branco, Miravel and others). The apparent stability of percentage cover for the Water Bodies class occurs because most features generated by human-mediated changes to streams and the natural watercourses, are not being counted because they are smaller than the 900 m² pixel of the Landsat image resolution.

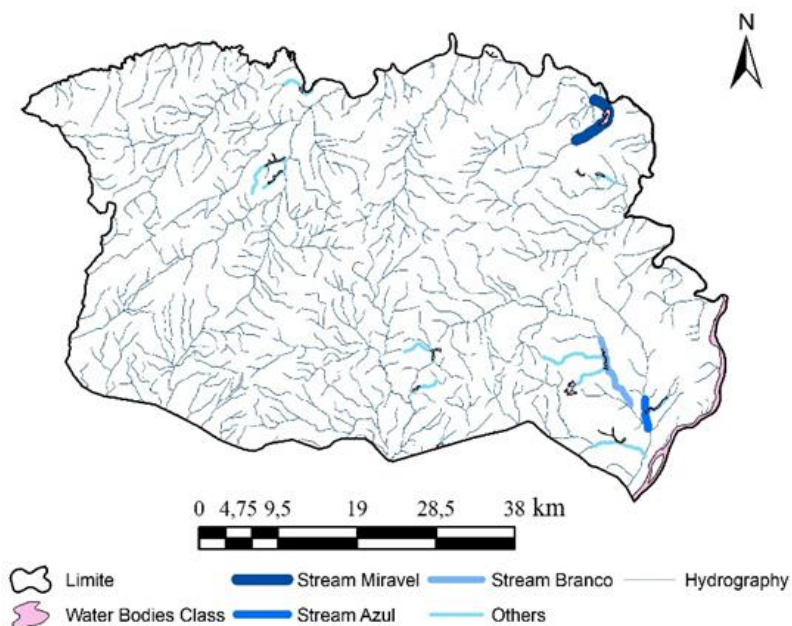


Figure 3. Map of streams altered by damming and pond construction.

In the Amazon region most public-available, mapped data is only published at the 1:250000 scale, where smaller

polygons are not mapped explaining the differences for Water Bodies class when comparing our 2004 data for area-use percentage (2096.2 ha - 0.64%) and that from 2014 (2122.4 ha - 0.65%) derived by the TerraClass project (Almeida et al., 2016). In our study, all land-use classes were mapped at the 1:60000 scale, allowing a four-fold gain in the capacity to detect the process of landscape change.

The NNFV class, representing the forest ecotone zone and the savanna and campinarana mosaic, appeared practically unchanged, occupying 4.7%, 4.8% and 4.4% of the land in, respectively, 1984, 1994 and 2004. The observed variations of 0.1% and 0.3% of occupied area were, in part, artifacts of the classification, digitalization and manual features edition.

Such stability within the NNFV class suggests a low pressure on non-forest environments until 1994 (Figure 4B). This was probably due to the absence of big farmers with investment capacity for developing such nutrient-poor soils, at that time.

The reduction in the cover the NNFV class began between 1994 and 2004, when it fell from 4.8% to 4.4%, followed by 3.8% to 2.9% in 2017. The year 2004 set the beginning of this reduction. This change probably reflects the expansion of agricultural and livestock activities into the ecotonal area, since it matches the implementation of the national policy of the Action Plan for the Prevention and Control of Deforestation in the Legal Amazon (MFP, 2013), which promoted a decline in the annual Amazon deforestation rate from 27,772 km²/year to 5,012 km² in 2014 (INPE, 2017a). In Mucajaí municipality, there was a reduction in deforestation from 104.58 km² to 42.32 km² from 2004 to 2014 (INPE, 2004). It is also worth noting that in this region there was a displacement and expansion of cattle ranching in forested areas and forest/savanna transition zone, following the expulsion of cattle ranchers from newly established indigenous reserves in Roraima (São Marcos and Raposa Serra do Sol).

The urban area (URB) grew by 460.2% in the period, rising from 164.9 ha to 758.8 ha. Currently the study region contains 10 villages and some remnants of the first agricultural colonization in the 1980s. Growth of the urban area does not reflect any great population increase, as the municipality is located 65 km from the capital, Boa Vista, and residents of Mucajaí mostly work in small businesses, or in rural areas. However, local rural population increased by 20% between 2000 (4207 inhabitants) and 2010 (5857 inhabitants) (CGMA, 2015).

The class Others (OUT), varied between 51.7 ha (1984) and 84.3 ha (2017), with a 163.05% increase in rocky areas, used for gravel extraction.

The area of Fire-impacted Forests (FIF) increased by 4903.40 ha (727.83%) between 1984 and 2017 (Figure 4), reaching 111169.30 ha in 2004, then declining to 6006.90 ha in 2014. This alternation of increases and decreases is mirrored in the class Forest (FLO), since FIF areas originated from the forest class, as observed in the 1984 scene, the initial year of the study. This class represents extremely fragile environments, often located on steep slopes (greater than 20% of declivity) in the domain of Cambisols (CM) and Leptosols (LP) (WRB, 2014), where rock often outcrops. The presence of shallow soils, together with steep slope (20 to 45%) and recurrent fires have resulted in high natural erosion rates, and low resilience. This process resulted in a low open forest formation, as observed by Vieira et al. (2005) at three study sites in the Amazon basin. In addition, Mesquita, Massoca, Jakovac, Bentos, & Williamson (2015) reported that annual fires eliminated seedlings, saplings, coppice, and seeds in the soil. In a recent study Balch, Massad, Brando, Nepstad, & Curran (2013) have demonstrated for the Amazon forest in the State of Mato Grosso (Brazil) that increasing in fire frequency (> 5 in 6 years) led to higher mortality and less regeneration, especially in seedlings, with 85% decline in stems with small density (less than 1cm), reducing species diversity and altering the ecosystem regeneration.

The results presented and the observations made by the aforementioned works support and confirm the hypothesis that the frequent fire regime spatially determine the expression of forests impacted by fire (FIF) and contributes to the decline of forest resilience, although observations are limited to 33 years of evolution, for which centuries may be necessary (Balch et al., 2013) for attaining advanced regeneration. We also emphasize the need to monitor natural (climate, temperature and soil) and anthropogenic conditions (use of fire in land management) to enable the acceleration of regeneration processes.

Figure 4 (A, B, C, D and E) shows the spatial layout of each land-use classes mapped between the years 1984 and 2017. For the year 2017 (Figure 4E), the Kappa and Global Accuracy indices were 0.921 and 0.936, respectively. According to Landis & Koch (1977), such values represent excellent quality land classification.

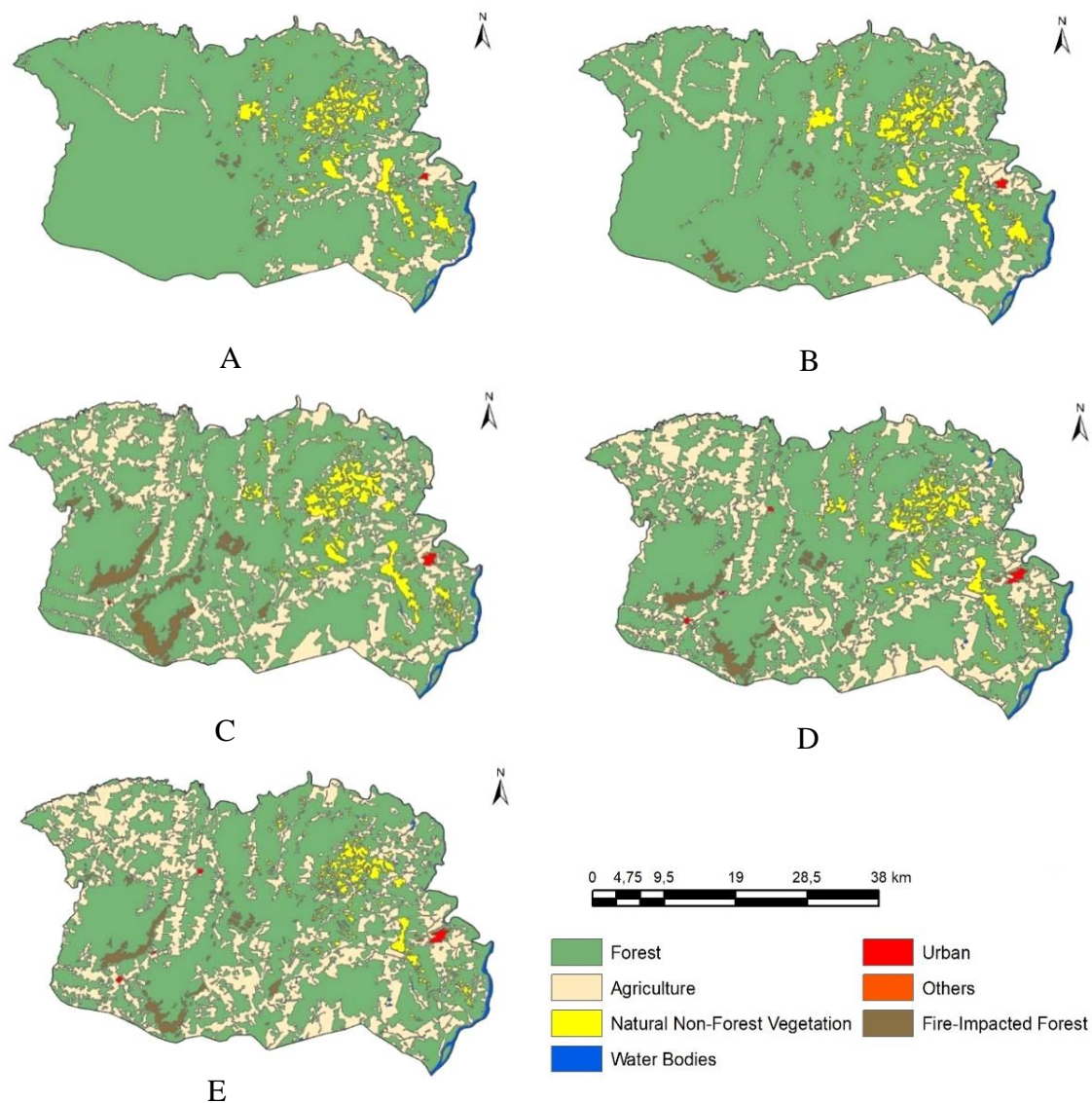


Figure 4. Land use maps: A-1984, B-1994, C-2004, D-2014, and E-2017.

4.2 Land-use Changes

Five matrices were generated to show the transitions occurring for each of the land-use classes on the maps from 1984/1994, 1994/2004, 2004/2014, 2014/2017 and 1984/2017.

4.2.1 Land-use Changes 1984 to 1994

In the first decade studied, there was a 7:1 ratio between FLO-FIF transitions (15.6 km²) and FIF-FLO (2.2 km²), indicating a system in rapid change (Table 4), and the low resilience of this environment, given the pace of such changes. The NNFV-FLO (0.7%) and FLO-NNFV (0.8%) transitions, although vegetationally incompatible, occurred in part due to inherent imperfections in vector processing, as separating these features in this eco-region had a 1% error limit. During the study period, 13% of the land-use mosaic showed transitions. Conversions of FLO-AGR (7.8%) and AGR-FLO (2.7%) occurred in 2:9 ratio, and accounted for 82.7% of all changes occurring

during the period.

However, it is also possible that the NNFV-FLO transition represents the occurrence of regeneration in regions that were originally under forest cover in the transition zone, that were impacted by humans, then abandoned and in the process of natural recovery. However, the FLO-NNFV transition represents the process of ongoing human impact in the forest areas in contact with the NNFV mosaic, so expanding the boundaries of the NNFV class.

Table 4. Land-use transition matrix from 1984 to 1994 (area in km²)

Year		Use in 1994							
Use in 1984	Class	FLO	AGR	NNFV	AGU	URB	OUT	FIF	Total
	FLO	2435.4	255.3	24.7	1.4	0.7	0.3	15.6	2733.5
	AGR	89.5	233.3	1.7	1.1	0.8	0.1	0.1	326.7
	NNFV	22.7	2.7	128.3					153.7
	AGU	2.1	0.6		28.7				31.5
	URB		0.1			1.5			1.6
	OUT	0.1					0.5		0.5
	FIF	2.2						5.6	7.8
	Total	2552.0	492.1	154.7	31.3	3.0	0.9	21.3	3255.3
	C 84/94 (km ²)	-181.4	165.4	1.0	-0.2	1.4	0.3	13.5	
*(%)	-6.6	50.6	0.7	-0.6	83.9	67.1	172.5		

Note 3. C 84/94 (km²) was used to calculate the modified area of each use class of use. For the FLO class, the formula (1). $FLO = (2733.5 - 2552.0) / 2733.5 = -181.4 \text{ km}^2$. The percentage change *(%) per class FLO was calculated with formula (2). $FLO\% = [(2733.5 - 2552.0) / 2733.5] \times 100 = -6.6$.

4.2.2 Land-use changes, 1994 to 2004

In this period, transitions reached a total of 24%, 11% more than the previous period, and FLO-AGR transitions increased to 14.4%, and those for AGR-FLO 4%, occurring in the ratio of 3.6, and accounting for 76.9% of all changes in the uses mosaic (Table 5).

The ratio between FLO-FIF (9.2 km²) and FIF-FLO (1.6 km²) transitions was 57.6 indicating an advanced change regime in comparison to the previous period, and accelerated degradation due to intense fire-related dynamics, a situation that has also occurred in the previous study period. In 2003, Mucajaí municipality had the highest number of focal fire spots (4,661) in the State, which matched the municipality's high transition incidence to the class of forest affected by fire (FIF) (INPE, 2017).

Table 5. Transition Matrix for land-use between 1994 and 2004 (area in km²)

Year		Use in 2004							
Use in 1994	Class	FLO	AGR	NNFV	AGU	URB	OUT	FIF	Total
	FLO	1960.0	468.0	27.5	3.2	0.8	0.2	92.2	2552.0
	AGR	129.9	355.0	2.7	2.8	1.4	0.1	0.1	492.0
	NNFV	32.8	8.5	113.4					154.7
	AGU	4.3	1.0		25.0				30.2
	URB		0.1			2.9			3.0
	OUT	0.2					0.7		0.9
	FIF	1.6	0.4					19.3	21.3
	Total	2128.9	832.9	143.6	31.0	5.1	1.0	111.6	3254.1
	C 94/04 (km ²)	-423.1	340.9	-11.1	0.8	2.1	0.1	90.3	
*(%)	-16.6	69.3	-7.2	2.5	69.5	11.6	423.9		

4.2.3 Land-use changes, 2004 to 2014

Table 6 shows a further period during which human-created (AGR, AGU and URB) habitats increased (by 7.4%, 13.7% and 37.8%, respectively), suggesting a continued increase in agricultural and urbanization expansion. In addition, there was an increase of 11.2% in the AGU class compared to the previous period, which coincides with a rise in activities related to fish farming, as shown by the increase in the number of water bodies appearing on the 2004 use map (Figure 4C).

Table 6. Transition Matrix for land-use between 2004 and 2014 (area in km²)

Ano	Use in 2014							
Class	FLO	AGR	NNFV	AGU	URB	OUT	FIF	Total
FLO	1862.5	244.2	13.8	4.7	0.8	0.3	3.1	2129.4
AGR	178.1	645.1	4.7	3.4	1.6		0.3	833.1
NNFV	34.3	3.7	105.6					143.6
AGU	2.8	1.0		27.3				31.0
URB	0.4	0.1			4.7			5.1
OUT	0.2					0.7		1.0
FIF	54.3	0.6					56.7	111.6
Total	2132.7	894.6	124.1	35.3	7.1	1.0	60.1	3254.9
C 04/14 (km ²)	3.3	61.5	-19.5	4.3	1.9	0.1	-51.5	
*(%)	0.2	7.4	-13.6	13.7	37.8	7.3	-46.2	

Note 4. FLO+FIF (2004)=2132.7+60.1=2.241 km² and FLO+FIF (2014)=2129.4+111.6=2.241 km².

Considering the sum of FLO + FIF totals for 2004 (2241 km²) and 2014 (2192.8 km²), there was a reduction of 48.2 km² (1.48%) in total forest area. In the two previous periods, reduction of forest areas reached -6.6% (1984-1994), and -16.6% (1994-2004), while the current period showed a reduction in deforestation rate of -1.48%. 2004 marked the beginning a decline in deforestation rates in the Amazon region as a result of institutional commitments aimed at reducing deforestation to minimum levels by 2020 (Brazil, 2015; MMA, 2015).

This period also recorded modest forest gains (3.3 km², - 0.2%), in the FLO class, as a result of a reduction in fires (Figure 5) by 46.2% in the period. As noted in the 1998 to 2017 period, this facilitated the regeneration of the natural cover.

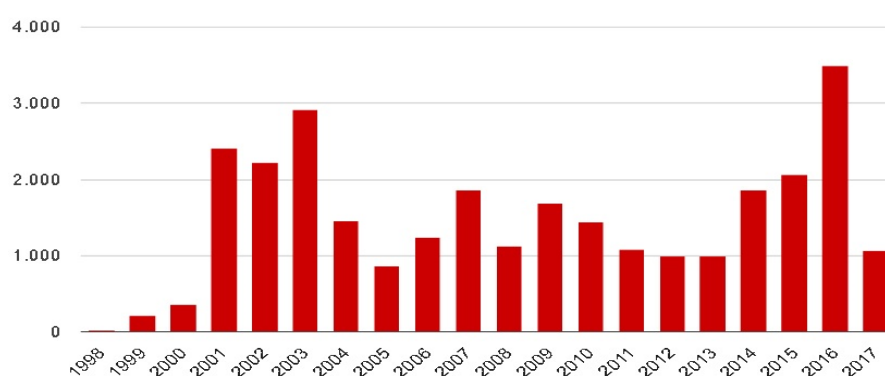


Figure 5. Number of fires in Roraima State between 1998 and 2017. Source: INPE (2017b).

4.2.4 Land-use changes, 2014 to 2017

In this period, the decline of the FLO class and the rise in the AGR class continued, with a reduction of 2.3% and a gain of 9.4%, respectively (Table 7). Transitions between the FLO-AGR (5.8%) and AGR-FLO (3.4%) classes indicate, with a ratio of 1.7, that greater FLO-FIF conversion occurred. Transitions occurred in 12% of the mosaic.

These changes were near-equally distributed among the classes of land use.

Also noteworthy was the continuation of the regeneration process in 5.4% of FIF areas, and a strong decline in the NNFV class (-24.9%), a value that surpassed all previous recorded transitions, up to 2004. The decreases of -7.2% and -13.6% in 2014, indicate a recent initiation of human activities in these areas of processes that previously focused more on forest areas, and only recently have begun occur in the savanna.

Table 7. Transition Matrix for land-use between 2014 and 2017 (area in km²)

Year		Use in 2017							
Use in 2014	Class	FLO	AGR	NNFV	AGU	URB	OUT	FIF	Total
	FLO	1919.5	189.3	10.7	3.6	0.4	0.2	9.1	2132.9
	AGR	110.9	780.2	1,0	1.8	0.6			894.6
	NNFV	36.3	6.3	81.5					124.1
	AGU	5.1	1.9		29.2				36.2
	URB	0.2	0.3			6.5			7.1
	OUT	0.3	0.1			0.1	0.6		1.0
	FIF	12.0	0.4					47.7	60.1
	Total	2084.3	978.6	93.2	34.6	7.6	0.8	56.8	3256.0
	C 04/14 (km ²)	-48.6	84.1	-30.9	-1.6	0.5	-0.2	-3.2	
* (%)	-2.3	9.4	-24.9	-4.5	7.1	-18.5	-54		

4.2.5 Land-use changes, 1984 to 2017

Across the 33 years analyzed, the classes Natural Non-forest Vegetation (NNFV) and Forest (FLO) declined most strongly in transitional areas, 39.3% and 23.8%, respectively (Table 8).

The rate at which forested areas changed to agricultural use (TRFA) was 6.4 times greater than the rate of forest regeneration, highlighting the difference in rhythm between the processes of human-impact and spontaneous forest recovery. Transitions between these classes accounted for 85.2% of all recorded changes, indicating the regional prevalence of this form of land-use conversion (Fearnside & Barbosa, 1988; Rittl, Oliveira, & Cerri, 2017).

The ratio between the conversions (FLO-FIF) and (FIF-FLO) was calculated (TRFLO_FIF) in Note 5 (Table 8) and reveals that in 33 years of landscape observations, approximately 39 times more anthropogenic processes occurred than the natural regeneration of the forests affected by the fire, to the observed initial condition. It also shows the drastic effect of the frequent fire regime under the forest environment, whose recent studies still seek to fill gaps and indices capable of measuring fire impacts on the regeneration mechanisms of Amazonian forests (Balch et al., 2013; Mesquita et al., 2015), specifying better the rhythm and variables involved in the trajectory of the decline of forest resilience.

The regional road network was upgraded and showed a 151% expansion in the period, with 361 km and 906.4 km of roads, respectively, in 1984 and 2017. Opening of roads stimulated both growth in urban areas, and the expansion of agricultural and livestock activities, which showed a combined growth of 199.5% over this period. However, this scenario also favors the conversion of forests, imposes threats to biodiversity, and a reduction and loss of genetic patrimony (Barlow et al., 2016).

The class NNFV which, in 1984 occupied 153.7 km², was reduced in 2017 to 93.2 km², an accumulated loss of 39.3%, with 62 km² converted to Forest, and 10.3 km² to agriculture.

However, the currently observed FLO>NNFV and NNFV-FLO transitions could not have happened recently, given the complexity of the existing features and their spatial arrangement in the eco-environment in which they exist. Consequently, forest contraction and expansion during the Quaternary (Feitosa, Vale Júnior, Schaefer, Sousa, & Nascimento, 2016) could provide a model for the temporal behavior of such transitional areas currently present within in the savannas, though, the subject requires further studies. Couto-Santos, Luizão, & Carneiro Filho (2014) also observed a positive correlation between rainfall regime and the transitional behavior between forest and savanna areas in Roraima State.

Table 8. Transition Matrix for land-use between 1984 and 2017 (area in km²)

Year		Use in 2017							
	Class	FLO	AGR	NNFV	AGU	URB	OUT	FIF	Total
Use in 1984	FLO	1897.0	767.3	11.5	4.0	3.6	0.2	50.5	2734.0
	AGR	119.7	200.6	0.4	3.3	2.5	0.2		326.7
	NNFV	62.0	10.3	81.4	0.0				153.7
	AGU	4.1	0.2		27.1				31.3
	URB	0.1	0.1			1.5			1.6
	OUT	0.1					0.4		0.5
	FIF	1.3	0.1					6.4	7.8
	Total	2084.2	978.6	93.2	34.4	7.6	0.8	56.8	3255.7
	C 84/17 (km ²)	-649.8	651.9	-60.5	3.1	5.9	0.3	49.0	
	* (%)	-23.8	199.5	-39.3	9.8	360.1	63.1	627.1	

Note 5. TRFA=FA/AF; FA = (767.3/3255.7); AF = (119.7/3255.7) and TRFA=6.4. %TRFA = [(100-(FA+AF))] = 85.2%. TRFLO-FIF = (FLO-FIF)/(FIF-FLO) = FLO-FIF = (50,5)/(3255,7); FIF-FLO= (1.3)/(3255,7); TRFLO-FIF= 39,8 or \approx 39.

5. Conclusions

In Roraima, the hypothesis of increasing anthropic pressure towards the ecotonal area was confirmed, focusing on the conversion of the forests to agricultural activity (767.3 km²) and specifically, on the FLO>NNFV (11.5 km²) and NNFV-FLO (62 km²), with alternating regeneration between classes. The intensity and recurrence of fire across the forested zone, determined the emergency of new land use class: forests impacted by fire (FIF). Although occupying less than 2% of all types of land use overall, FIF obtained strong growth (627%), at the ratio of 39 times more anthropic conversions (FLO-FIF) than those observed in the regeneration (FIF-FLO). With 33 years of observation, intense fire regime became a key contributor to the decline of resilience of the remaining forests. We believe that further research is needed in Roraima to assess land use changes and the effect of fire on the regeneration mechanisms of regional forests.

References

- Aguiar, P. D., Vieira, I. C. G., Assis, T. O., Dalla-Nora, E. L., Toledo, P. M., Santos-Junior, R. A. O., ... Ometto, J. P. H. (2016). Land use change emission scenarios: Anticipating a forest transition process in the Brazilian Amazon. *Global Change Biology*, 22(5), 1821-1840. <https://doi.org/10.1111/gcb.13134>
- Almeida, A. L. O., & Campari, J. S. (1995). *Sustainable Settlement in the Brazilian Amazon* (1st ed.). New York, USA: Oxford University Press, Inc.
- Almeida, C. A., Coutinho, A. C., Esquerdo, J. C. D. M., Adami, M., Venturieri, A., Diniz, C. G., ... Gomes, A. R. (2016). High spatial resolution land use and land cover mapping of the Brazilian Legal Amazon in 2008 using Landsat-5/TM and MODIS data. *Acta Amazonica*, 46(3), 291-302. <https://doi.org/10.1590/1809-4392201505504>
- Anderson, A. B. (1981). White-sand vegetation of Brazilian Amazonia. *Biotropica*, 13(3), 199-210. <https://doi.org/10.2307/2388125>
- Balch, J. K., Massad, T. J., Brando, P. M., Nepstad, D. C., & Curran, L. M. (2013). Effects of high-frequency understory fires on woody plant regeneration in southeastern Amazonian forests. *Philosophical Transactions of the Royal Society B Biological Science*, 368(1619), 20120157. <http://doi.org/10.1098/rstb.2012.0157>
- Barbosa, R. I. (1997). Distribuição das chuvas em Roraima. In R. I. Barbosa, E. J. G. Ferreira, & E. G. Castellón (Eds.), *Homem, Ambiente e Ecologia no Estado de Roraima* (pp. 325-335). Manaus, Brasil: INPA.
- Barbosa, R. I., & Campos, C. (2011). Detection and geographical distribution of clearing areas in the savannas ('lavrado') of Roraima using Google Earth web tool. *Journal of Geography and Regional Planning*, 4(3),

- 122-136. Retrieved from <http://www.academicjournals.org/JGRP>
- Barbosa, R. I., & Fearnside, P. M. (1999). Incêndios na Amazônia Brasileira : Estimativa da emissão de gases do efeito estufa pela queima de diferentes ecossistemas de Roraima na passagem do evento “El Niño” (1997/98). *Acta Amazonica*, 29(4), 513-534. <https://doi.org/10.1590/1809-43921999294534>
- Barbosa, R. I., & Fearnside, P. M. (2000). Erosão do solo na Amazônia: Estudo de caso na região do Apiaú, Roraima, Brasil. *Acta Amazonica*, 30(4), 601-613. <https://doi.org/10.1590/1809-43922000304613>
- Barbosa, R. I., & Fearnside, P. M. (2005). Fire frequency and area burned in the Roraima savannas of Brazilian Amazonia. *Forest Ecology and Management*, 204(2-3), 371-384. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2004.09.011>
- Barlow, J., Lennox, G. D., Ferreira, J., Berenguer, E., Lees, A. C., Nally, R. Mac, ... Gardner, T. A. (2016). Anthropogenic disturbance in tropical forests can double biodiversity loss from deforestation. *Nature*, 535(7610), 144-147. <https://doi.org/10.1038/nature18326>
- Barni, P. E., Pereira, V. B., Manzi, A. O., & Barbosa, R. I. (2015). Deforestation and forest fires in Roraima and their relationship with phytoclimatic regions in the Northern Brazilian Amazon. *Environmental Management*, 55(5), 1124-1138. <https://doi.org/10.1007/s00267-015-0447-7>
- Barros, D. S., Santos, C. S. V., Melo, V. F., & Lopes, G. N. (2008). Mapeamento e caracterização ambiental das áreas apícolas do município de Mucajá e Cantá do Estado de Roraima. *Agro@mbiente On-line*, 2(1), 77-87. Retrieved from: <https://revista.ufr.br/agroambiente/article/view/164/94>
- Brazil (Federative Republic of Brazil). (2015). Intended nationally determined contribution: Towards achieving the objective of the United Nations Framework Convention on Climate Change. <http://www4.unfccc.int/submissions/INDC/Published%20Documents/Brazil/1/BRAZIL%20iNDC%20eng%20FINAL.pdf>
- Card, D. H. (1982). Using know map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 48(3), 432-439.
- Cerri, C. E. P., Abbruzzini, T. F., Brandani, C. B., Durigan, M. R., Freitas, R. C. A., Lisboa, I. P., ... Signor, D. (2015). Estoques de carbono e fluxo de gases do efeito estufa em agrossistemas no Brasil. *Tópicos em Ciência do Solo*, 9, 1-49.
- CGMA (Coordenação Geral de Monitoramento e Avaliação de Políticas Regionais). (2015). Retrieved November 30, 2017, from http://sit.mda.gov.br/download/caderno/caderno_territorial_217_Centro_-_RR.pdf
- Chávez Michaelsen, A., Perz, S. G., Huamani Briceño, L., Fernandez Menis, R., Bejar Chura, N., Moreno Santillan, R., ... Brown, I. F. (2017). Effects of drought on deforestation estimates from different classification methodologies: Implications for REDD+ and other payments for environmental services programs. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 5, 36-44. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2017.01.003>
- Clark, M. L. (2017). Comparison of simulated hyperspectral HypSPRI and multispectral Landsat 8 and Sentinel-2 imagery for multi-seasonal, regional land-cover mapping. *Remote Sensing of Environment*, 200, 311-325. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.08.028>
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35-46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Couto-Santos, F. R., Luizão, F. J., & Carneiro Filho, A. (2014). The influence of the conservation status and changes in the rainfall regime on forest-savanna mosaic dynamics in Northern Brazilian Amazon. *Acta Amazonica*, 44(2), 197-206. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672014000200005>
- Davidson, E. A., De Araujo, A. C., Artaxo, P., Balch, J. K., Brown, I. F., Bustamante, M. M. C., ... Wofsy, S. C. (2012). The Amazon basin in transition. *Nature*, 481, 321-328. <https://doi.org/10.1038/nature10717>
- Diniz, F. H., Kok, K., Hott, M. C., Hoogstra-Klein, M. A., & Arts, B. (2013). From space and from the ground: determining forest dynamics in settlement projects in the Brazilian Amazon. *International Forestry Review*, 15(4), 442-455. <https://doi.org/10.1505/146554813809025658>
- EMBRAPA (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária). (2011). *Mandioca no Cerrado: Orientações Técnicas*. (J. F. Fialho & E. A. Vieira, Eds.) Brasília, DF: EMBRAPA. Retrieved from: <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/981357>
- Fearnside, P., & Barbosa, S. (1988). Soil carbon changes from conversion of forest to pastures in Brazilian

- Amazonia. *Forest Ecology*, 108(1-2), 147-166. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(98\)00222-9](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(98)00222-9)
- Fearnside, P. M. (1987). Frenesi de Desmatamento no Brasil : A floresta amazônica irá sobreviver? In G. Kohlhepp & A. Schrader (Eds.), *Homem e Natureza na Amazônia* (pp. 45-57). Tübingen Geographische Studien 95. Tübingen, Germany: Geographisches Institut, Universität Tübingen.
- Fearnside, P. M. (2017). Deforestation of the Brazilian Amazon. In: *Oxford Research Encyclopedia of Environmental Science*. (H. Shugart, Ed.) (Vol. 1). New York: Oxford University. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780199389414.013.102>
- Feitosa, K. K. A., Vale Júnior, J. F., Schaefer, C. E. G. R., Sousa, M. I. L., & Nascimento, P. P. R. R. (2016). Relações solo-vegetação em “ilhas” florestais e savanas adjacentes, no Nordeste de Roraima. *Ciência Florestal*, 26(1), 135-146. <https://doi.org/10.5902/1980509821098>
- Gustavsson, L., Haus, S., Lundblad, M., Lundström, A., Ortiz, C. A., Sathre, R., ... Wikberg, P.-E. (2017). Climate change effects of forestry and substitution of carbon-intensive materials and fossil fuels. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 67, 612-624. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.09.056>
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). (2006). Bases de dados da Amazônia Legal com os temas geologia, geomorfologia, pedologia e vegetação. Retrieved March 10, 2015, from http://downloads.ibge.gov.br/downloads_geociencias.htm
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). (2011). Retrieved March 10, 2015, from http://downloads.ibge.gov.br/downloads_geociencias.htm
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). (2017). Retrieved November 30, 2017, from <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/rr/mucajai/pesquisa/18/0?tipo=grafico&indicador=16533>
- INPE (Instituto de Pesquisas Espaciais). (2004). Retrieved November 10, 2017, from <http://www.dpi.inpe.br/prodesdigital/prodesmunicipal.php>
- INPE (Instituto de Pesquisas Espaciais). (2017a). Retrieved from <http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes>
- INPE (Instituto de Pesquisas Espaciais). (2017b). Retrieved October 7, 2017, from http://www.inpe.br/queimadas/estatistica_estados
- IPCC (Intergovernmental Panel On Climate Change). (2007). *Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel Climate Change*. Pachauri, R. K., & Reisinger, A. (Eds.). Geneva, Switzerland: IPCC. Retrieved from: http://www.ipcc.ch/publications_and_data/publications_ipcc_fourth_assessment_report_synthesis_report.htm
- Jakimow, B., Griffiths, P., van der Linden, S., & Hostert, P. (2018). Mapping pasture management in the Brazilian Amazon from dense Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 205, 453-468. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.009>
- Kirby, K. R., Laurance, W. F., Albernaz, A. K., Schroth, G., Fearnside, P., Berger, S., ... da Costa, C. (2006). The future of deforestation in the Brazilian Amazon. *Futures*, 38(4), 432-453. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2005.07.011>
- Lambin, E. F., Turner, B. L., Geist, H. J., Agbola, S. B., Angelsen, A., Bruce, J. W., ... Xu, J. (2001). The causes of land-use and land-cover change: Moving beyond the myths. *Global Environmental Change*, 11(4), 261-269. [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(01\)00007-3](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(01)00007-3)
- Lameira, O. A., & Coimbra, J. M. (1988). *Levantamento e distribuição da precipitação em Roraima*. Boa Vista, Roraima: EMBRAPA-UEPAT/BV-RR. (Boletim de Pesquisa nº 12).
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159-174. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2529310>
- Lathuilière, M. J., Miranda, E. J., Bulle, C., Couto, E. G., & Johnson, M. S. (2017). Land occupation and transformation impacts of soybean production in Southern Amazonia, Brazil. *Journal of Cleaner Production*, 149, 680-689. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.02.120>
- Laurance, W. F. (2007). Ecosystem decay of Amazonian forest fragments: implications for conservation. In: Tschardtke, T., Leuschner, C., Zeller, M., Guhardja, E., & Bidin, A. (Eds.), *Stability of Tropical Rainforest Margins* (pp. 11-37). Environmental Science and Engineering (Environmental Science). Heidelberg, Berlin: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-30290-2_2

- Laurance, W. F., Albernaz, A. K. M., Schroth, G., Fearnside, P. M., Bergen, S., Venticinque, E. M., ... Da Costa, C. (2002). Predictors of deforestation in the Brazilian Amazon. *Journal of Biogeography*, 29(5-6), 737-748. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2699.2002.00721.x>
- Ludewigs, T., D'antona, A. O., Brondizio, E. S., & Hetrick, S. (2009). Agrarian structure and land-cover change along the lifespan of three colonization areas in the Brazilian Amazon. *World Development*, 37(8), 1348-1359. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2008.08.018>
- Melo, V. F., Francelino, M. R., Fernandes Filho, E. I., & Schaefer, C. E. G. R. (2005). Unidades geoambientais da região do Apiaú, Roraima. *Boletim do Museu Paraense Emílio Goeldi. Série Ciências Naturais*, 1(2), 127-138.
- Melo, V. F., Schaefer, C. E. G. R., Fontes, L. E. F., Chagas, A. C., & Lemos Júnior, J. B. (2006). Caracterização física, química e mineralógica de solos da colônia agrícola do Apiaú (Roraima, Amazônia), sob diferentes usos e após queima. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 30(6), 1039-1050. <https://doi.org/10.1590/S0100-06832006000600013>
- Mesquita, R. C. G., Massoca, P. E. S., Jakovac, C. C., Bentos, T. V., & Williamson, G. B. (2015). Amazon rain forest succession: stochasticity or land-use legacy? *BioScience*, 65(9), 849-861. <https://doi.org/10.1093/biosci/biv108>
- Meyfroidt, P., Lambin, E. F., Erb, K.-H., & Hertel, T. W. (2013). Globalization of land use: Distant drivers of land change and geographic displacement of land use. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 5(5), 438-444. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.04.003>
- MMA (Ministério do Meio Ambiente). (2010). Retrieved December 17, 2017, from <http://www.florestal.gov.br/documentos/aceso-informacao/institucional/cgflop/500-tp-3-polos-madeireiros/file>
- MMA (Ministério do Meio Ambiente). (2010). Retrieved December 17, 2017, from http://www.mma.gov.br/images/arquivo/80120/PPCDAm/FINAL_PPCDAM.PDF
- MMA (Ministério do Meio Ambiente). (2010). Retrieved December 17, 2017, from <http://simat.mma.gov.br/acomweb/Media/Documentos/681501e5-2a88-40c1-a.pdf>
- Mourão, G. M. N. (2008). Colonização recente no sudeste de Roraima, Amazonia Brasileira: entre a política e a natureza. *Acta Geográfica*, 4, 31-39. <https://doi.org/10.5654/actageo2008.0204.0003>
- Nepstad, D. C., Verissimo, A., Alencar, A., Nobre, C., Lima, E., Lefebvre, P., ... Brooks, V. (1999). Large-scale impoverishment of amazonian forests by logging and fire. *Nature*, 398(6727), 505-508. <https://doi.org/10.1038/19066>
- Nobre, C. A., Sampaio, G., Borma, L. S., Castilla-Rubio, J. C., Silva, J. S., & Cardoso, M. (2016). Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(39), 10759-10768. <https://doi.org/10.1073/pnas.1605516113>
- Ogle, S. M., Olander, L., Wollenberg, L., Rosenstock, T., Tubiello, F., Paustian, K., ... Smith, P. (2014). Reducing greenhouse gas emissions and adapting agricultural management for climate change in developing countries: Providing the basis for action. *Global Change Biology*, 20(1), 1-6. <https://doi.org/10.1111/gcb.12361>
- RADAMBRASIL. (1975). *Projeto RADAMBRASIL - Levantamento dos recursos naturais. Vol. 8.: Rio de Janeiro*. Rio de Janeiro, Brasil: Ministério do Meio Ambiente, Ministério das Minas e Energia.
- Rittl, T. F., Oliveira, D., & Cerri, C. E. P. (2017). Soil carbon stock changes under different land uses in the Amazon. *Geoderma Regional*, 10, 138-143. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.07.004>
- Schaefer, C. E. G. R. (1997). Ecogeography and human scenario in Northeast Roraima, Brazil. *Ciência e Cultura*, 49(4), 241-252.
- Vieira, S., Trumbore, S., Camargo, P. B., Selhorst, D., Chambers, J. Q., Higuchi, N., & Martinelli, L. A. (2005). Slow growth rates of Amazonian trees: consequences for carbon cycling. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 102(51), 18502-18507. <https://doi.org/10.1073/pnas.0505966102>
- Xaud, M. R. (2013). *Dinâmica do uso e cobertura da terra na região sudeste de roraima através de técnicas de detecção de mudança* (Doctoral dissertation). São José dos Campos, São Paulo, Brasil. Retrived from: <http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3DRR8MH>
- WRB, I. W. G. (2014). *World Reference Base for Soil Resources 2014, update 2015 International soil*

classification system for naming soils and creating legends for soil maps. World Soil Resources Reports No. 106. Rome: FAO.

Zarin, D. J., Harris, N. L., Baccini, A., Aksenov, D., Hansen, M. C., Azevedo-Ramos, C., ... Tyukavina, A. (2016). Can carbon emissions from tropical deforestation drop by 50% in 5 years? *Global Change Biology*, 22(4), 1336-1347. <https://doi.org/10.1111/gcb.13153>

Capítulo 2

Estoques de carbono orgânico em solos na região central de Roraima, norte da Amazônia, e implicações na conservação e manejo

Manuscrito formatado para submissão ao periódico *Forest Ecology and Management*

RESUMO

Este estudo modelou com resolução de 30 m a distribuição espacial do estoque de carbono orgânico total do solo quantificando (i) as variáveis e os processos mais determinantes ao armazenamento/perda do carbono orgânico no solo (COT) até os primeiros 0,30 m do solo e (ii) as densidades de COT (DCS) e os estoques (T_STOCKS), sob os diferentes usos e unidades geoambientais. O algoritmo *Random Forest* (RF) e um elenco de 141 variáveis pedológicas, climáticas e derivadas de dados de sensores remotos foram utilizados para a modelagem preditiva do estoque de COT em quatro camadas do solo (0,00-0,10, 0,10-0,20, 0,20-0,30 e 0,00-0,30 m). Amostras de solo foram coletadas em 61 pontos sob diferentes usos do solo para determinar o COT e a densidade do solo. Foram empregados 50 ciclos de execução no RF, e geradas estatísticas com validação cruzada e validação externa do estoque de COT predito. Como resultados 30 variáveis importantes à predição dos estoques de COT foram ranqueadas pelo modelo. Performances obtidas com validação externa de dados ($0,22 < R^2 < 0,27$) e sem e validação externa ($0,35 < R^2 < 0,43$) de dados mostraram desempenho coerentes com os estudos similares. O estudo revelou áreas de florestas montanas e submontanas impactadas pelo fogo como candidatas a *sink* de carbono orgânico no solo, com estoques de COT (0,00-0,30 m) máximos superiores a 60 Mg C há⁻¹. Agente externo à modelagem realizada, o fogo e os seus reflexos sobre o ambiente aumentam as incertezas no modelo, dada a afetação díspare do ambiente montanhoso pela erosão natural, em contrapartida ao acúmulo de carbono no solo evidenciado neste estudo. A trajetória intensa de ação do fogo associada as mudanças de uso trazem à luz um cenário de vulnerabilidade a que estão submetidos os estoques de carbono, o que pode promover um impacto negativo sobre a fonte primária de desenvolvimento econômico da região, os solos.

Palavras Chave: Aprendizado de máquina, geoambiente, preditores pedoclimáticos, uso da terra, *random forest*.

1. Introdução

A região Amazônica, em termos gerais, padece com o desflorestamento ritmado pela expansão da fronteira agropecuária (Lapola et al., 2014) e majoritariamente conduzida pela pecuária extensiva (Barona et al., 2010) juntamente com a expansão agrícola. A natureza dos assentamentos estabelecidos pelo Instituto Nacional de Colonização de Reforma Agrária (INCRA) mudou significativamente ao longo dos anos, não tem obedecido uma política fundamentada no planejamento que evitasse os desmatamentos, cedendo às pressões dos movimentos sociais de ocupação da terra, ampliando assim ao longo de 40 anos, o ritmo de desmatamento na Amazônia (Fearnside, 2005). A expansão de áreas cultivadas com soja, em especial no estado do Mato Grosso, colocou o Brasil, em 2016, como o segundo maior produtor do mundo (Lathuillière et al., 2017). Iniciativas e acordos incentivaram uma política de moratória da soja, que foi estendida a outros Estados da Amazônia brasileira, com foco na produção da soja apenas nas áreas já desflorestadas. Esses acordos coibiram o ritmo do desflorestamento por alguns anos, mas a demanda por expansão das áreas para a produção da soja voltaram a promover o desflorestamento, estendendo-se para áreas de vegetação aberta naturais como as savanas Amazônicas (Gibbs et al., 2015).

O estabelecimento de uma postura da sociedade e políticas favoráveis ao desenvolvimento e expansão agrícola e urbana sem detrimento ao patrimônio genético e os serviços ambientais, demandam um entendimento de funções que os solos exercem (McBratney et al., 2003; Defries et al., 2004). Informações sobre as propriedades do solo e suas funções, podemos destacar o armazenamento e estocagem de carbono (C), úteis nas respostas sobre os impactos das variações climáticas e as mudanças nos ecossistemas pelos diferentes usos da terra, o que justifica os esforços para o mapeamento e avaliação dos estoques de C em termos globais (Ramifehiarivo et al., 2017).

O carbono orgânico do solo desempenha papel chave ao ecossistema terrestre por estar correlacionado às condições químicas e de fertilidade do solo, sofre influência dos sistemas de manejo do solo além de contribuir para a biodiversidade microbiana do solo (Barros et al., 2018). Pesquisas com ênfase à predição do COT têm sido foco de atenção de pesquisadores num contexto global (Bhering et al., 2016; Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2016) pela condição dos estoques de carbono orgânico nos solos serem uma importante variável resposta aos efeitos das mudanças de uso do solo (Akpa et al., 2014; Davidson, 2015, 2016; Guo et al., 2015; Rittl et al., 2017) devido as alterações dos ecossistemas e às mudanças climáticas sobre o meio ambiente (Davidson et al., 2012).

Em diferentes continentes, estudos têm sido conduzidos para entender a distribuição espacial dos estoques de COT e as variáveis envolvidas nos processos que favorecem o acúmulo e a perda de CO nos solos. Na Europa, Adhikari et al. (2014) e Martin et al. (2011) encontraram que os atributos químicos dos solo, temperatura e precipitação, foram as variáveis que melhor contribuíram nas predições dos estoques de C, onde foram estimados 570 e 3260 Tg de C para a Dinamarca e a França, respectivamente. Wang et al. (2017) e Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2016), reportaram para Ásia (China e o Iran) a relevância das variáveis: elevação, declividade, aspecto, índice de acumulação topográfico (TWI), NDVI, classes e usos da terra. Nesses dois estudos, os algoritmos *boosted regression tree (BRT)* ($0,50 < R^2 < 0,65$) e redes neurais foram utilizados e forneceram as melhores performances ao mapeamento dos estoques na China e no Iran, respectivamente. No continente africano, Ramifehiarivo et al. (2017) atualizou a base de dados nacional do estoques de carbono de Madagascar (média = 71,1 Mg C ha⁻¹) para a resolução espacial de 30 m utilizando cinco grupos de variáveis ambientais com o algoritmo (RF) na modelagem preditiva.

Na Amazônia ocidental Schaefer et al. (2008) estimaram o estoque de CO no solo com base na vegetação e nas classes dos solos. Três equações e seis agrupamentos de solos foram empregados na metodologia e os resultados reportaram a presença de níveis mais altos de carbono advindos do estado do Acre (máx 8 Mg ha⁻¹) e em algumas pedo-zonas nas regiões mais altas em Rondônia e Roraima (máximo entre 3 e 4 Mg ha⁻¹), no entanto, não foram estimados os estoques de COT para áreas antrópicas, dada a escala de mapeamento.

Modelagens conduzidas por aprendizagem de máquina (*machine learnings*) como o algoritmo RF (Breiman, 2001), mostram grande afinidade ao mapeamento de atributos do solo e têm sido largamente empregadas em estudos da distribuição espacial do CO no solo (Were et al., 2015; Bhering et al., 2016; Wang et al., 2017). Uma vez que dispensam o conhecimento prévio da distribuição dos dados, essas modelagens apresentam maior resistência ao *overfitting* (Hastie et al., 2009) e, se conduzidos de forma cautelosa, os ajustes no modelo podem melhorar consideravelmente os resultados de previsão (Ließ et al., 2016).

Na região central de Roraima (norte amazônico), as florestas e savanas têm sido convertidas em pastagens, cultivo itinerante e ao cultivo de grãos (soja e milho) (Urquiza et al., 2018), sendo o fogo culturalmente empregado na derruba e queima (Barbosa and Fearnside, 2005; Pedroso-Junior et al., 2008) e como forma de renovação das pastagens. Assim, o presente trabalho buscou contribuir com o mapeamento e a quantificação dos estoques de carbono orgânico totais no solo por meio da modelagem com o algoritmo de *machine learning* (RF) utilizando dados de campo, preditores pedoclimáticos e espectrais,

preenchendo assim a lacuna de informações desta natureza, com resolução espacial de 30 m, até então não avaliados para a região estudada. Este cenário despertou as investigações deste estudo com o objetivo de entender: (i) como os estoques de COT estão espacialmente distribuídos e quais os processos mais relevantes envolvidos; e (ii) qual a estimativa dos estoques de COT até os primeiros 0,30 m, em 4 camadas de solo 0,00-0,10 m, 0,10-0,20 m, 0,20-0,30 m e 0,00-0,30 m e (ii) como estão quantificados as densidades e os estoques de COT acumulados até a camada 0,3m para os diferentes usos e geoambientes.

2. Material e Métodos

2.1. Área de estudo

A área de estudo está localizada na região central do estado de Roraima, no município de Mucajaí. Situa-se entre as coordenadas 2° 12' 39,24'' e 2°44' 11,88'' (Norte) e 60° 50' 3,90'' e 61° 35' 52,70'' (Oeste), perfazendo uma área aproximada de 3257 km² (Fig. 1).

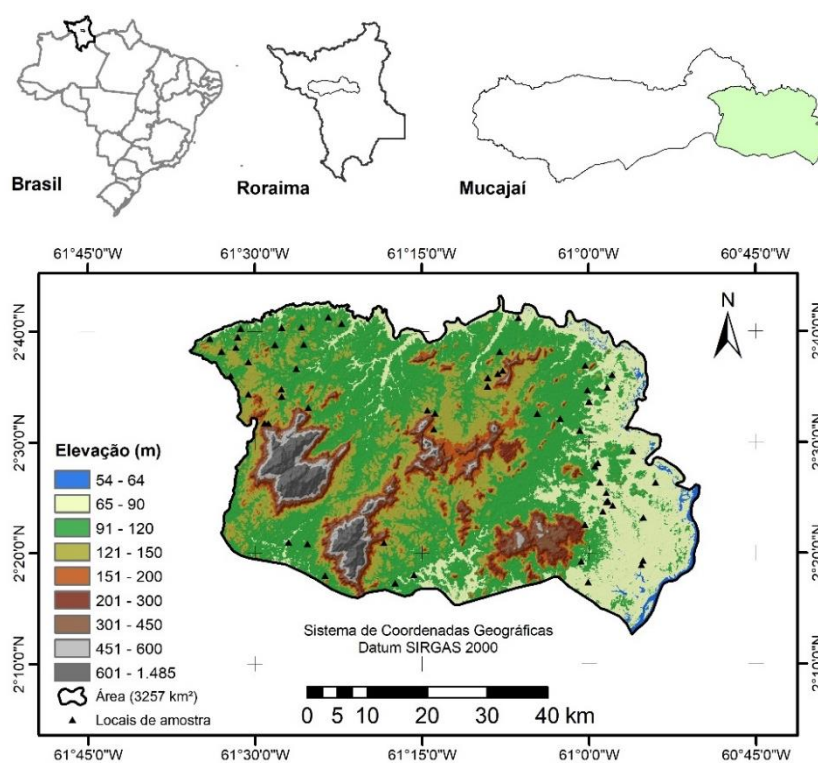


Fig. 1. Localização da área de estudo e dos locais de amostragem de solos, os quais estão sobrepostos ao modelo digital de elevação (MDE) derivado da *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) com resolução 30 m.

O clima da região, de acordo com o sistema de classificação de Köppen, é tropical chuvoso (tipo “Am”) com duas estações bem definidas, seca (outubro a março), e chuvosa (abril a setembro) com elevado índice pluviométrico e média anual de 1700 mm (Bastos, 1982). A temperatura anual varia de 22 a 34 °C com média de 28° C (Lameira and Coimbra, 1988). O relevo predominante varia de plano a suave ondulado e ondulado, com ocorrência de elevações em relevo forte ondulado a montanhoso (Fig. 2A), caracterizado por superfícies pediplanadas, planícies aluviais, inselbergs e maciços montanhosos (Melo et al., 2005), com altitude de 54 a 1485 m.

Os solos são originários de rochas Pré-cambrianas (Proterozóicas) quartzo monzoníticos e quartzo sienito, gnaisses, granodioritos, hornblenda-biotita, arnotosito e charnockitos) e sedimentos Quaternários (depósitos aluvianares e coluvianares argilo-arenosos e arenosos (CPRM, 1999; IBGE, 2006) (Fig. 2B) . De acordo com o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos - SiBCS (Santos et al., 2013) e com a base de dados pedológica dos recursos naturais da Amazônia Legal (IBGE, 2006) os Argissolos são predominantes e seguidos por Latossolos e associações, além de uma grande faixa de Neossolos Litólicos.

A vegetação é composta por diferentes tipos de florestas (ombrófilas e estacionais), as quais são entremeadas por enclaves de vegetação natural não florestal (VNNF) que ocupam 3% do mosaico vegetal (Urquiza et al. 2018) com Campinaranas e uma estreita faixa de Savana do Estado de Roraima, que guarda peculiaridade sobre os fatores condicionantes para sua expressão no ambiente ecotonal, com especificidades de fauna e flora e limites geográficos complexos (Barbosa and Campos, 2011).

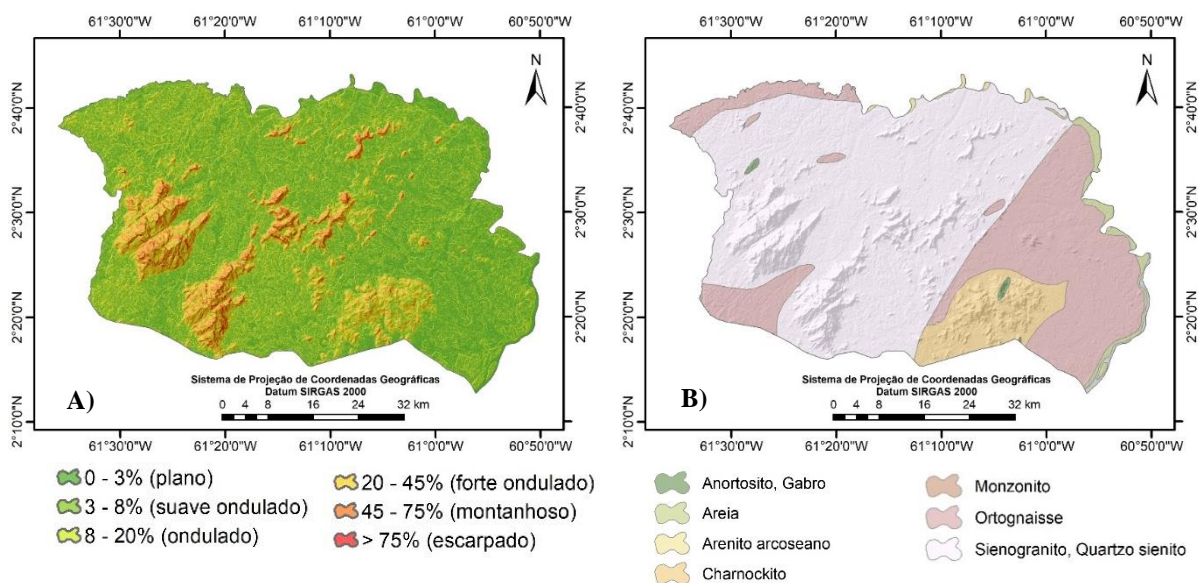


Fig. 2. Distribuição espacial, na área de estudo das classes de declividade (A) segundo a Embrapa (1979), e Litotipos (B) (IBGE, 2006).

2.2. Amostragem dos solos e análises

Para obter melhor representatividade das amostras, utilizou-se como estratégia de amostragem o mapeamento dos solos em seis geoambientes identificados por Melo et al. (2005). Esses geoambientes delimitados para a área de estudo estão apresentados à Fig. 3 juntamente com os locais de amostragem. A estratificação da paisagem em unidades geoambientais foi adotada em estudos similares (Mendonça-Santos et al., 2010; Mendonça et al., 2013; Rodrigues et al., 2015) com vista a propiciar um arranjo espacial para as coletas, capaz de minimizar redundâncias e capturar padrões mais representativos do ambiente quanto à variabilidade de usos da terra e classes de solos.

Para os deslocamentos em campo foram planejadas rotas com apoio da base de dados sistemática de Roraima (1:100.000), observando os temas hidrografia e estradas. A atualização do mapa de estradas foi realizada por digitalização em tela na plataforma *Google Earth Pro* (Sullivan, 2009).

Em 61 locais de amostragem foram realizadas tradagens nas três camadas do solo 0,00-0,10 m, 0,10-0,20 m e 0,20-0,30 m, de forma a representar a variabilidade ambiental. As 61 amostras de solos foram coletadas, foram secas ao ar por 24 horas e posteriormente em estufa a 105 °C por 48 h. Após a secagem, foram destorroadas, separadas em peneira de 2 mm, maceradas e encaminhadas para análise elementar (analisador modelo Perkin Elmer – série II 2400), e obtidos os teores do carbono orgânico total no solo (COT).

A amostragem para a determinação da densidade do solo com anel volumétrico de 0,1 dm³ (Donagema et al., 2011) foi realizada com a abertura de mini-trincheira (0,50 × 0,50 m) para a coleta na camada 0,10-0,20 m do solo, em 40 locais. Os valores de densidade do solo nessa camada, foi utilizado para as camadas (0,00-0,10 e 0,20-0,30 m) no mesmo ponto amostral. Aos 21 pontos restantes, para os quais a densidade não foi medida, foram atribuídos valores de densidades médias dos principais grupos de solos (Fig. 4B) segundo Batjes and Dijkshoorn (1999), utilizando as classes de solos correspondentes no SiBCS (Santos et al., 2013) no mapeamento da Amazônia legal (IBGE, 2006).

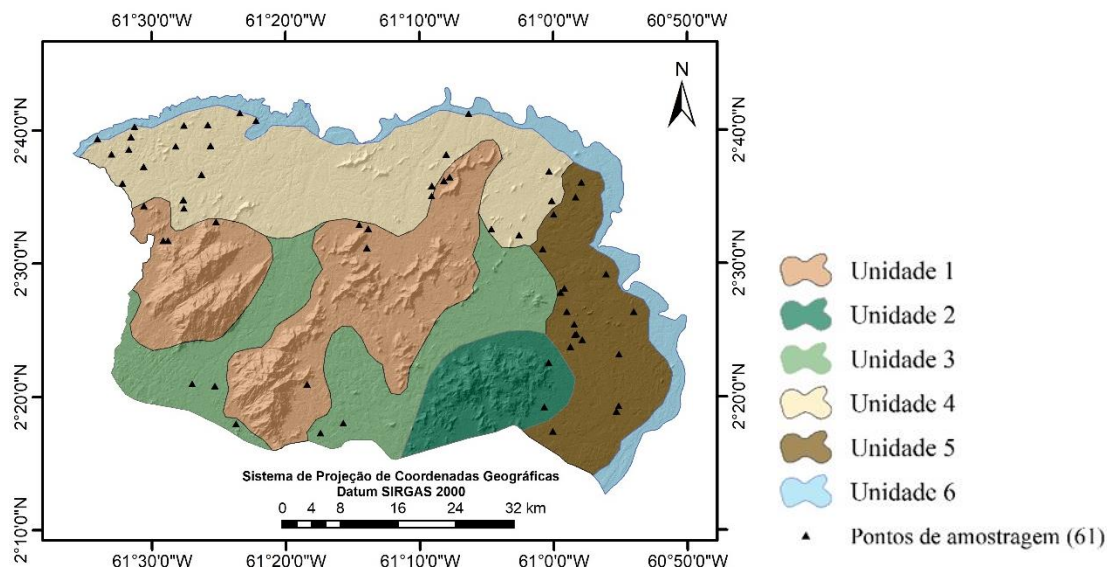


Fig. 3. Unidades geoambientais mapeadas por Melo et al. (2005) e locais de amostragem de solos. Unidade 1 - Maciços residuais dissecados do baixo Mucajaí; Unidade 2 - Patamares residuais rebaixados com rebordos escarpados; Unidade 3 - Superfície pediplanada da confluência Mucajaí - Rio Branco; Unidade 4 - Tabuleiros sedimentares transicionais Floresta/Cerrado; Unidade 5 - Terras baixas com drenagem intermitente; e Unidade 6 - Planície fluvial.

2.3. Variáveis auxiliares

As análises de predição avaliaram um total de 141 variáveis, no formato matricial, reamostradas para a resolução espacial de 30 m (Tabela 1). A escolha das variáveis auxiliares para a predição levou em consideração as principais características que podem contribuir para o acúmulo e, ou, perda de estoques de COT, que estão sendo utilizadas em estudos recentes de modelagens por aprendizagem de máquinas (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2016; Ramifehiarivo et al., 2017).

Tabela 1.

Conjunto de variáveis auxiliares utilizadas na predição do estoque de COT.

Variável	Nº de variáveis	Fonte
Topográfica/Morfométrica (T)	46	Conrad et al. (2015)
Climática (C)	67	Hijmans et al. (2005)
Derivada de dados de satélite (S)	25	(Roonwal, 2018; Rouse et al., 1974; Sabins, 1999; van der Werff and van der Meer, 2016)
Uso da terra (U)	2	Urquiza et al. (2018)
Solo (SO)	1	IBGE (2006)
Total	141	

Com exceção das variáveis morfométricas, geradas com o pacote RSaga (Brenning and Bangs, 2016) as demais foram produzidas e convertidas para *rasters*, utilizando o ArcGis 10.4 (ESRI, 2016). Posteriormente, todos os dados foram convertidos para o formato *American Standard Code for Information Interchange* (ASCII), empilhados no software R (R Core Team, 2017), e normalizados. Foi empregada a técnica e pós-processamento *downscaling* (Hewitson and Crane, 1996; Wilby and Wigley, 1997) para diminuição da escala de espacial de algumas variáveis à resolução espacial de 30 m.

2.3.1. Variáveis morfométricas e climáticas

Foram consideradas para o estudo 46 variáveis morfométricas geradas a partir do modelo digital de elevação (MDE) da região (Tabela 2). As variáveis foram geradas com o pacote RSaga (Brenning and Bangs, 2016), descritas conforme Wilson and Gallant (2000) e Conrad et al. (2015).

A base de dados climáticos *WorldClim* (Hijmans et al., 2005) avaliada para o período de 1970 a ao 2000, com resolução de 30 arco-segundo ($\cong 1$ km) foi utilizada considerando as variáveis temperatura (mínima, média e máxima) e precipitação para todos os meses, além das 19 variáveis bioclimáticas.

Tabela 2.

Variáveis morfométricas (Brenning and Bangs, 2016), utilizadas para a predição do estoque de carbono.

Variáveis		
Aspect	Hill Index	Standardized Height
Convergence Index	Landforms	Surface Specific Points
Cross Sectional Curvature	Longitudinal Curvature	Tangential Curvature
Curvature classification	Mass Balance Index	Terrain Ruggedness Index
Difference	Maximal Curvature	Terrain Surface Convexity
Diffuse Solar Radiation (January)	Mid-Slope Position	Topographic Position Index
Diffuse Solar Radiation (June)	Minimal Curvature	Total Curvature
Digital Elevation Model	Morphometric Protection Index	Total Solar Radiation (January)
Direct Solar Radiation (January)	Multiresolution Index of Ridge Top	Total Solar Radiation (June)
Direct Solar Radiation (June)	Normalized Height	Valley
Distância Euclidiana	Planar Curvature	Valley Depth
Diurnal Anisotropic Heating	Profile Curvature	Valley Index
Flow Line Curvature	Real Surface Area	Vector Ruggedness Measure
General Curvature	Slope	Wetness Index
Gradient	Slope Height	
Hill	Slope Index	

2.3.2. *Imagens de satélite - Landsat 8 /OLI e 5/TM*

Seis índices foram gerados com dados espectrais das imagens orbitais a partir de operações entre as bandas dos satélite (Tabela 3). Por expressarem espectralmente as condições da vegetação, e do teor de atributos mineralógicos do solo (Shabou et al., 2015) que possuem relação com a espacialização do COT no solo (van der Werff and van der Meer, 2016) esses índices são variáveis potenciais ao mapeamento. As bandas de 1 a 7 das imagens do satélite Landsat 5/TM e Landsat 8/OLI, órbita/ponto 232/58, disponibilizadas pelo *United States Geological Survey* (USGS), para os anos 1984, 1994, 2004, 2014 e 2017, também foram avaliadas para a predição. Todas as bandas foram adquiridas com correções geométricas e atmosféricas pelo serviço *on demand* disponível no portal do USGS.

Tabela 3.

Relação entre as bandas do Landsat 5/TM e Landsat 8 OLI para o cálculo de índices espectrais utilizados no mapeamento (Roonwal, 2018), análoga ao proposto por Sabins (1999) e adaptada de van der Werff and van der Meer (2016).

Índice	Razão de bandas	Sensor Landsat	Data
Todos os óxidos de ferro	(4-2)/(4+2)	8/OLI	10/01/2017
Óxidos de ferro ferroso	(4-6)/(4+6)	8/OLI	10/01/2017
Ferro férrico, Fe ³⁺	(4-3)/(4+3)	8/OLI	10/01/2017
Silicatos ferrosos	(7-6)/(7+6)	8/OLI	10/01/2017
Óxidos férricos	(6-5)/(6+5)	8/OLI	10/01/2017
Argila no solo	(6-7)/(6+7)	8/OLI	10/01/2017
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(5-4)/(5+4)	8/OLI	10/01/2017
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(5-4)/(5+4)	8/OLI	19/02/2014
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(4-3)/(4+3)	5/TM	21/04/1984
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(4-3)/(4+3)	5/TM	11/01/1994
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(4-3)/(4+3)	5/TM	11/03/2004

2.3.3. *Solos uso da terra*

O mapa de uso da terra para o ano 2017 foi classificado no estudo de Urquiza et al. (2018) e utilizado para a determinação dos estoques de COT na profundidade de 0,3 m, nos diferentes usos (Fig. 4A).

As classes de solos foram obtidas da base de dados georreferenciada de recursos naturais da Amazônia Legal onde os mapeamentos realizados (RADAMBRASIL, 1986) foram atualizados para a escala 1:250000 (IBGE, 2006). Um recorte referente à área de estudo foi reprojetoado sob o DATUM SIRGAS 2000, no sistema de projeção UTM, zona 20N. Sete

classes de solos estão representadas conforme o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS) (Santos et al., 2013) com seus respectivos percentuais (Fig. 4B) .

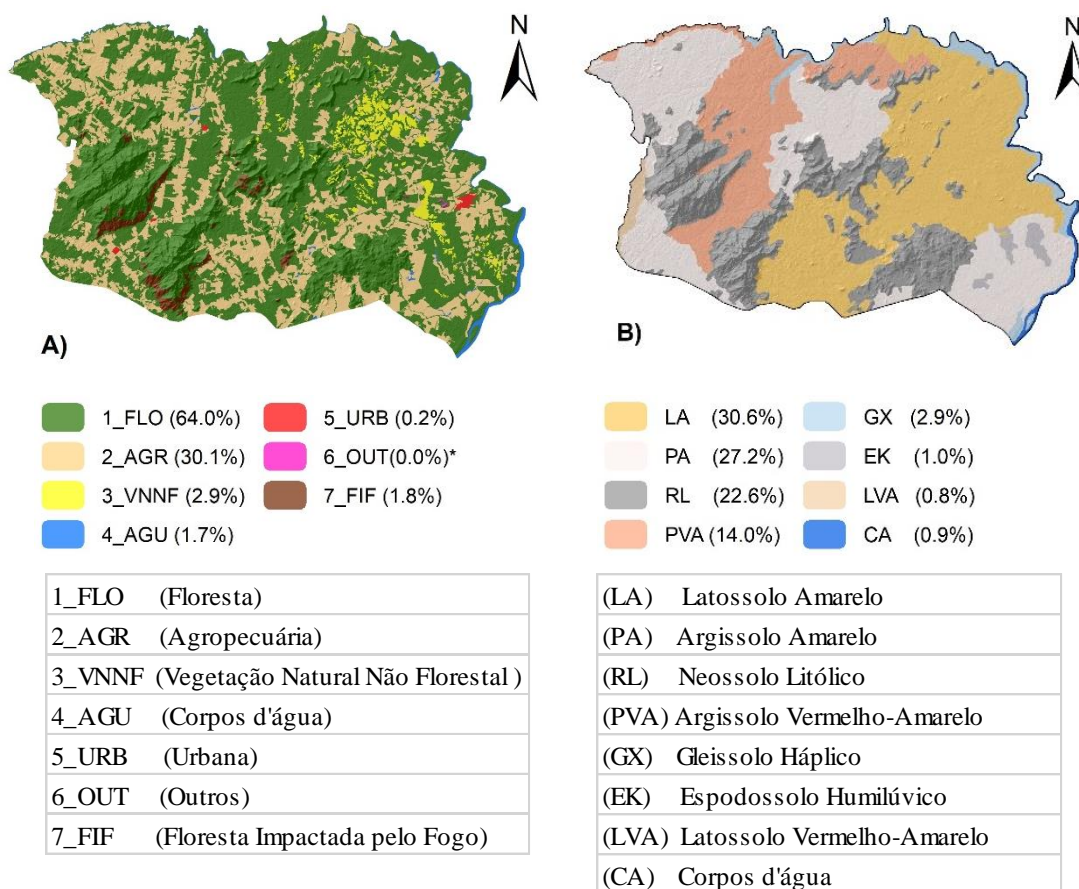


Fig. 4. Classes de uso da terra e percentuais de representação, em 2017 (Urquiza et al., 2018) (A); e distribuição espacial das classes de solo (IBGE, 2006) e corpos d'água (CA), com respectivos percentuais (B). A classe de uso OUT (0,0%)* não tem representação percentual com a precisão de uma casa decimal.

2.4. Densidade e Estoque de carbono no solo

Inicialmente a densidade do solo (DS) foi calculada pela equação (1) com a determinação da massa seca do solo (MSS) em Megagrama (Mg) referente ao volume (0,1 dm³) conforme Donagema et al. (2011). Para a profundidade padrão de 0,10 m (*p*), as camadas de solo (*i*) referentes aos extratos 0,0-0,10 m, 0,1-0,2 m e 0,2-0,3 m, foram empregadas na determinação da densidade de carbono no solo (DCS) e do estoque de carbono orgânico no solo (T_STOCK) respectivamente, pelas equações (2) e (3). As equações 4 e 5 foram empregadas para os cálculos da densidade de carbono, e estoque

acumulados até 0,30 m respectivamente, sendo neste estudo considerada como a quarta camada de solo analisada.

$$DS = MSS/V \quad (1)$$

$$DCS(i) = (COT_i * DS * p)/10 \quad (2)$$

$$T_STOCK_i = \sum_1^3 (DCS(i) * 900) \quad (3)$$

$$DCS(0,00 - 0,30 \text{ m}) = \sum_{i=1}^3 DCS(i) \quad (4)$$

$$T_STOCK(0,00 - 0,30 \text{ m}) = \sum_{i=1}^3 T_STOCK(i) \quad (5)$$

Onde:

COT_i = teor de carbono orgânico total no solo (10g kg^{-1}) na camada i ;

DS = densidade aparente do solo (Mg m^{-3});

p = profundidade padrão (0,10 m);

$DCS(i)$ = densidade de carbono orgânico no solos na camada i (Mg ha^{-1});

T_STOCK_i = Estoque de COT na camada i (Mg)

$DCS(0,00 - 0,30 \text{ m})$ = densidade de carbono orgânico no solo na camada 0,0-0,30 m (Mg C ha^{-1});

$T_STOCK(0,00 - 0,30 \text{ m})$ = estoque total referente aos primeiros 0,3 m da camada do solo (Mg).

2.5. Mineração dos dados e desenvolvimento do modelo preditivo

2.5.1. Remoção de variáveis altamente correlacionadas

Com todas as variáveis (141) foi feito empilhamento e a extração dos valores de cada uma para cada ponto amostra, após este processo foi calculado o coeficiente de correlação de Pearson para os valores das covariáveis. Visando a retirada de variáveis altamente correlacionadas na predição foi definida a retirada de covariáveis com correlação superior a 98%. Dessa forma, duas a duas as variáveis as auxiliares foram comparadas. As variáveis que apresentaram correlação superior a 98% (duplas) foram separadas e avaliadas com todas as outras observando a colinearidade, sendo aquela de maior colinearidade retirada do

conjunto de dados. Esse passo foi realizado com o uso da função *findCorrelation* (Kuhn et al., 2018; Kuhn and Johnson, 2013). Foi empregada a técnica mineração de dados utilizando do algoritmo de *Recursive Feature Elimination* (RF-RFE) usando o algoritmo *Random Forest* com o objetivo de selecionar o menor subconjunto de preditores possível e com uma capacidade de predição aceitável (Stevens et al., 2013; Jeong et al., 2017). Visando ainda um menor subconjunto possível de variáveis, foi adotado para este estudo o critério de penalização de até 3% abaixo do melhor coeficiente de determinação (R^2) encontrado entre os subconjuntos de variáveis testados pelo RFE.

Procedimentos similares foram avaliados por Brungard et al. (2015) tendo como base o princípio da parcimônia para síntese de métodos e conjunto de variáveis conforme Sober (2002). Esse requisito é fundamental para mapeamentos eficientes, particularmente para grandes extensões territoriais e grande volume de dados (Mckenzie and Gallant, 2007). A metodologia empregada na seleção das variáveis permitiu reduzir a dimensionalidade do conjunto de variáveis preditoras, a redundância e a complexidade no processamento dos dados (Kuhn and Johnson, 2013; X. Yang et al., 2016) otimizando o tempo e os recursos computacionais disponíveis, gerando um modelo mais simples e mais fácil de ser explicado.

2.5.2. *Random Forest*

Apos o processo de seleção de variáveis para cada profundidade foi feito o treinamento e predição dos mapas. As amostras de estoques de COT foram divididas aleatoriamente em dois conjuntos, sendo o primeiro para treinamento e teste (75%) do modelo, e o segundo conjunto para validação (25%). Esse procedimento foi realizado por meio da função *createDataPartition* do pacote *caret* (Kuhn et al., 2018) do R. Esta função separa o grupo de dados de validação e treinamento de forma a garantir a mesma distribuição amostral em ambos (Kuhn et al., 2018). A validação externa propicia maior confiabilidade às predições (Kuhn, 2017) por permitir que diferentes grupos de dados possam apresentar diferentes estimativas a cada interação, conservando a aleatoriedade dos dados, como demonstram os estudos de Wiesmeier et al. (2011) e Forkuor et al. (2017).

O treinamento e teste foi feito usando o método da validação cruzada por *repeatcv* dividindo o primeiro conjunto em 10 grupos (folds) de igual tamanho, no qual o algoritmo utilizava de 9 grupos para treinar e um para testar, sendo este procedimento repetido 9 vezes e posteriormente a média dos treinamentos foi adotada para o modelo. O treinamento foi feito usando o pacote *caret* (Kuhn et al., 2018) usando o algoritmo *Random Forest* (RF) (Breiman, 2001). O algoritmo RF apresenta três parâmetros de ajuste do modelo para

conseguir melhor performance do treinamento sendo estes parâmetros: *mtry*, *nree* e *nodsiz*. O pacote *caret* (Kuhn et al., 2018) tende a se concentrar em parâmetros de ajuste cuja sua alteração apresente variação do desempenho considerável, dessa forma para o RF somente o parâmetro *mtry* foi modificado, deixando *nree* como default em 500 visto que a modificação do mesmo não gera melhora considerável do modelo. Para o *mtry* foram escolhidos 10 valores graduados igualmente de *mtry*. O valor máximo do parâmetro *mtry* usualmente é de um terço do número total das variáveis preditoras, e no mínimo duas (Liaw and Wiener, 2002). Depois de criado e validado o modelo, estimou-se os estoques de COT para toda a área de estudo.

O emprego de 50 ciclos de iteração do algoritmo RF conduz ainda à minimização dos erros sistemáticos (Turner et al., 2018)

2.6. Validação do modelo preditivo

O desempenho do modelo foi avaliado pelo coeficiente de determinação (R^2), pelo erro médio absoluto (*MAE*) e pela raiz quadrada do erro médio quadrático (*RMSE*). Ob_i e Pr_i são os valores observados e preditos de COT na profundidade i , respectivamente, para o número de amostras n .

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Pr_i - \overline{Ob})^2}{\sum_{i=1}^n (Ob_i - \overline{Ob})^2} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(Ob_i - Pr_i)| \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Ob_i - Pr_i)^2} \quad (8)$$

Com a separação aleatória entre o treinamento e validação, o processo de treinamento e predição foi aplicado 50 vezes, gerando resultados estatísticos e mapas preditos médios dos estoques e densidades de COT. Com os 50 mapas foram gerados mapas de média, SD e CV para cada uma das camadas do solo avaliadas. Foram calculados os valores médios de SD e CV para os parâmetros estatísticos no treinamento e na validação (R^2 , *RMSE* e *MAE*) para o treinamento e validação. As áreas cobertas por corpos d'água (AGU), zonas urbanas (URB) e a classe de outros usos (OUT) foram excluídos da predição por não terem sido selecionadas amostras nestes usos da terra. O fluxograma apresentado na Fig. 5, sintetiza a metodologia empregada para a modelagem da predição dos estoques de carbono.

As análises e gráficos gerados neste estudo foram desenvolvidos com o software R (R Core Team, 2017) e suas bibliotecas: *caret* (Kuhn et al., 2018), *corrplot* (Wei et al., 2017), *doParallel* (Calaway et al., 2017), *dplyr* (Wickham et al., 2017), *rgdal* (Bivand et al., 2018), *raster* (Hijmans et al., 2017), *vtreat* (Zumel and Mount, 2016), e *randomForest* (Breiman, 2001). Os layouts e formatações dos mapas de predição dos estoques de COT foram executados no *Arcgis* 10.4.1 (ESRI, 2016).

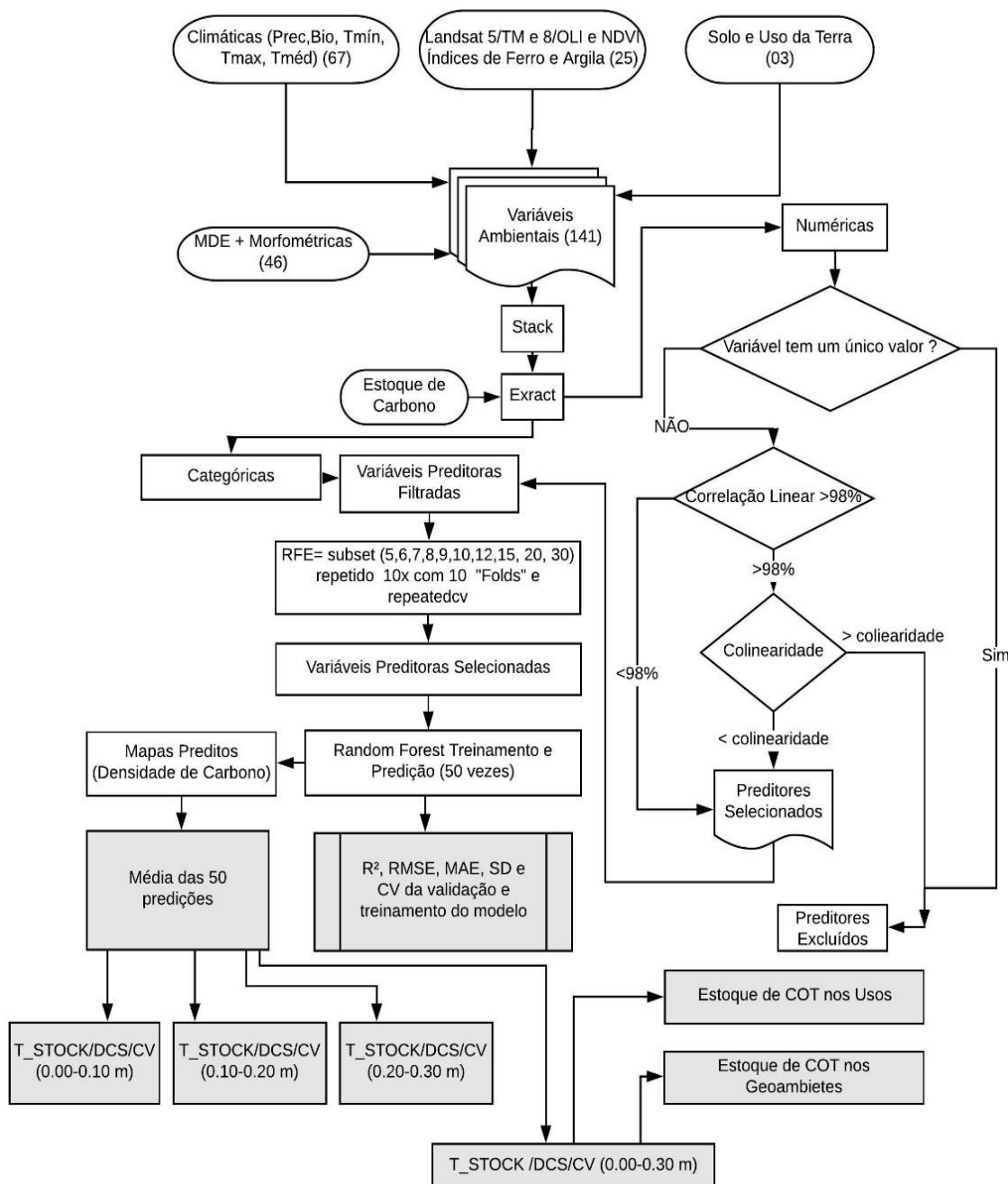


Fig.5. Fluxograma da metodologia utilizada para a modelagem da predição dos estoques de carbono (T_STOCKS) para as camadas do solo i (0,00-0,10 m, 0,10-0,20 m, 0,20-0,30 m, e 0,00-0,30 m), com o algoritmo RF.

As análises e gráficos gerados neste estudo foram desenvolvidos com o software R (R Core Team, 2017) e suas bibliotecas: *caret* (Kuhn et al., 2018), *corrplot* (Wei et al., 2017), *doParallel* (Calaway et al., 2017), *dplyr* (Wickham et al., 2017), *rgdal* (Bivand et al., 2018), *raster* (Hijmans et al., 2017), *vtreat* (Zumel and Mount, 2016), e *randomForest* (Breiman, 2001). Os layouts e formatações dos mapas de predição dos estoques de COT foram executados no *Arcgis* 10.4.1 (ESRI, 2016).

3. Resultados e Discussão

3.1. Teores de carbono orgânico total

Com base no teor de carbono orgânico total (COT) e as respectivas densidades dos solos, foi realizada uma análise estatística descritiva (Tabela 4). Observou-se que a camada superficial (0,00-0,10 m) apresentou o maior intervalo de variação dos teores de C (Int = 4,14), seguido por redução de 48,3% e 39,2%, respectivamente, nas camadas 0,10-0,20 m e 0,20-0,30 m

Tabela 4.

Estatística descritiva do teor de carbono orgânico total no solo (COT) nas camadas do solo e da densidade do solo (DS).

COT	Min	Máx	Int	Méd	SD	CV	Q25*	Q50*	Q75*	IQ	Ass	Curt
	%						%					
0,00-0,10m	0,40	4,54	4,14	1,33	0,85	64,03	0,79	1,09	1,70	0,91	1,97	4,48
0,10-0,20m	0,24	2,24	2,00	0,81	0,38	46,92	0,56	0,72	0,97	0,41	1,59	3,06
0,20-0,30m	0,12	1,42	1,30	0,57	0,23	39,80	0,45	0,53	0,68	0,24	1,28	2,88
DS (Mg m ⁻³) 0,10-0,20m	1,17	1,74	0,56	1,46	0,13	8,84	1,39	1,42	1,56	0,17	-0,10	-0,45

Nota. [Mínimo - Min, Máximo - Max, Intervalo - Int (max-min), Média - Méd, Desvio Padrão - SD, Coeficiente de Variação-CV, 1º Quartil, 2º Quartil, 3º Quartil, Interquartil - IQ, Assimetria - Ass, e Curtose - Curt]. * Q25, Q50 e Q75 referem-se, respectivamente, ao 1º Quartil, 25%, 2º Quartil, 50%, e o 3º Quartil, 75%.

Os valores de SD e CV apontam a maior variabilidade dos dados analíticos na camada 0,00-0,10 m, que é decorrente dos diferentes usos e coberturas do solo e dos níveis de antropização a que este ambiente está submetido, como observados nas pastagens (pasto degradado, pasto sujo, pasto limpo), florestas alteradas (floresta queimada e área de

regeneração) e pequenas áreas agrícolas. Nos percentuais de distribuição das amostras apenas 2 usos (florestas e vegetação natural não-florestal) representam um cenário não antrópico, os quais ocupam cerca de (25%) da área de estudo. Dessa forma é provável que 75% das amostras respondam a maior variabilidade das condições do solo na camada superficial (0,00-0,10 m), naturalmente mais susceptíveis às intervenções pelos usos e manejo da terra (Moraes et al., 2002; Rittl et al., 2017).

Os valores de densidade dos solos apresentaram no primeiro Quartil um valor de 1,39 Mg m^{-3} , compatível com a densidade média da classe dos Argissolos para a região Amazônica (Batjes & Dijksoorn, 1999), os quais representam cerca de 40% dos solos da área de estudo, seguido pelos Latossolos e associações, com 30,6% (Fig. 4B). O valor do terceiro Quartil (1,56 Mg m^{-3}) indica que 75% das amostras possuem densidade superior estimado por Batjes & Dijksoorn (1999), entre 1,3 a 1,39 Mg m^{-3} , para o ambiente com predominância de Argissolos e Latossolos (IBGE, 2006), as quais ocupam 71,8% da área de estudo. Nas faixas de relevo movimentado, complexos de serras e montanhas, variação nas características hidrológicas e geológicas implicam em influências nos atributos pedológicos (Mulla and McBratney, 2002). Em adição a escala do mapeamento pedológico (1:250.000) da Amazônia legal disponível (IBGE, 2006) não contempla a variabilidade de solos existentes, haja vista as grandes manchas homogêneas nas classes de solos observadas, especialmente nas áreas onde apenas estão representadas as classes Neossolos Litólicos e Espodosolos Humilúvicos, o que explicaria a diferença na densidade dos solos. As quantidades de pontos amostrais distribuídas em cada classe de solo do IBGE (2006) estão apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5.

Distribuição do número de amostras e percentual de representação por classe de uso da terra.

Uso da Terra	Nº de amostras e percentagem por classe de uso (%)
Floresta queimada	3/(4,9)
Pasto sujo	3/ (4,9)
Pasto degradado	3/(4,9)
Agricultura	6/(9,8)
Área de regeneração	7/ (11,5)
Vegetação natural não-florestal	9/ (14,8)
Floresta	13/ (21,3)
Pasto limpo	17/ (27,9)
Total	61/(100)

Acredita-se que todas as áreas antropizadas (uso agrícola ou pastagens, áreas de regeneração

e floresta queimada) apresentem, sinais de compactação em decorrência da cobertura vegetal fragmentada e da característica distrófica dos solos da região (Melo et al., 2005), padrão esse provavelmente capturado pela distribuição dos pontos amostrados em cada uso da terra (Tabela 5) e classe de solo (Tabela 6).

Tabela 6. Distribuição do nº de amostras por classe de solos.

Nº de Amostras	Classificação		
	SiBCS	Soil Taxonomy	FAO
20	Latossolo Amarelo - (LA)	<i>Oxisols</i>	<i>Ferralsols</i>
32	Argissolo Amarelo - (PA)	<i>Ultisols</i>	<i>Acrisols</i>
4	Neossolo Litólico - (RL)	<i>Inceptisols</i>	<i>Leptosols</i>
5	Argissolo Vermelho-Amarelo - (PVA)	<i>Ultisols</i>	<i>Acrisols</i>
Total (61)			

SiBCS (Santos et al., 2013), *Soil Taxonomy* (Soil Survey Staff, 2014, 1999), *FAO* (Fao, I., & Isric, I. (2012).

3.2. Importância das variáveis

As variáveis selecionadas pelo processo de mineração de dados (correlação /colinearidade e RFE), foram avaliada no modelo RF, durante 50 ciclos de iterações (Forkuor et al., 2017), e normalizadas para 100%. O número de variáveis selecionadas variou de 5 a 14 em função da camada do solo avaliada (Tabela 7.), e a importância relativa foi computada como apresentada na Fig. 6.

Na camada 0,00-0,10 m, as variáveis climáticas *bio 3*, *bio4*, *tmax 3* e *tmax1* majoritariamente mais importantes que as demais categorias e variáveis (Fig. 6A). A precipitação pluvial e a temperatura foram as variáveis climáticas que mais afetaram a distribuição espacial do estoques de COT nos estudos de Follett et al. (2012) e Wang et al. (2012, 2017) que observaram a presença de correlações significativas de aumento de COT com temperatura e precipitação, sugerindo que a elevação pode ser um fator de controle mais significativo a essas variáveis climáticas e portanto, pode servir como um clima *proxy* e um forte preditor do COT, o que mostra-se alinhado ao observado em nosso estudo. Em adição, Schaefer et al. (2008) observaram a influência do regime de precipitação e a sazonalidade sobre a taxa de decomposição da matéria orgânica e o acúmulo de CO, o que reforça a influência das variáveis climáticas na predição do estoques de COT (Nobre et al., 2016). Ademais, a vulnerabilidade dos solos por ações antrópicas e climáticas que favoreçam a remoção da cobertura vegetal e a erosão, podem representar grande perda da condição de armazenamento de C no solo, corroborando o observado por Albaladejo et al. (2013), na

Espanha, que estudaram o impacto nos estoques de carbono resultantes das mudanças de uso diante das variações climáticas, e Rittl et al. (2017) para a Amazônia.

Tabela 7.

Importância Relativa (IR %) em percentual (%), tipo e descrição da variável, e resolução das variáveis ranqueadas para a predição do carbono orgânico no solo nas camadas analisadas.

Camada do solo	Variável	IR (%)	Tipo	Descrição	Resolução espacial
0,00-0,10 m	bio_3	100	C	Isotermia (BIO2 / BIO7) ($\times 100$)	1 km
	bio_4	73	C	Temperatura Sazonalidade (desvio padrão $\times 100$)	1 km
	tmax_3	29	C	Temperatura máxima mensal - Março	1 km
	tmax_1	16	C	Temperatura máxima mensal - Janeiro	1 km
	mid_slope_positon	0	T	Abrange as zonas mais quentes de encostas	30 m
0,10-0,20 m	diurnal_anisotropic_heating	100	T	Aquecimento anisotrópico diurno	30 m
	wti1	31	T	Índice umidade topográfica	30 m
	x2017bd2	22	S	Banda 2 (Azul) - Landsat 8/OLI	30 m
	tmin_7	22	C	Temperatura mínima mensal - Julho	1 km
	bio_1	0	C	Temperatura média anual	1 km
0,20-0,30 m	tmax_10	100	C	Temperatura máxima mensal - Outubro	1 km
	tmax_3	62	C	Temperatura máxima mensal - Março	1 km
	bio_1	45	C	Temperatura média anual	1 km
	ndvi94	25	S	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (94)	30 m
	x2014bd6	4	S	Banda 6 (SWIR1) - Landsat 8/OLI	30 m
	tmax_2	0	C	Temperatura máxima mensal - Fevereiro	1 km
0,00-0,30 m	solrad_dur1	100	T	Duração da Radiação Solar direta mensal – Jan.	30 m
	wti1	62	T	Índice de umidade topográfica	30 m
	bio_9	58	C	Temperatura média do trimestre mais seco	1 km
	solrad_diffuse2	44	T	Radiação difusa de junho	30 m
	solrad_totall	43	T	Radiação solar total de Janeiro	30 m
	prec_8	34	C	Precipitação total mensal - Agosto	1 km
	bio_1	33	C	Temperatura média anual	1 km
	solrad_diffuse1	31	T	Radiação difusa de Janeiro	30 m
	tmax_3	30	C	Temperatura máxima mensal - Março	1 km
	bio_19	29	C	Precipitação do trimestre mais frio	1 km
	diurnal_anisotropic_heating	22	T	Aquecimento anisotrópico diurno	30 m
	bio_18	19	C	Precipitação do trimestre mais quente	1 km
	mid_slope_positon	18	T	Abrange as zonas mais quentes de encostas	30 m
	x2014bd4	0	S	Banda 4 (Vermelho) - Landsat 8/OLI	30 m

Com relação à camada 0,10-0,20 m (Fig. 6B), observou-se equilíbrio entre os tipos das variáveis ranqueadas, no entanto as que melhor explicaram a predição do carbono foram o índice de umidade topográfica *wetness index* (*wti*) e aquecimento anisotrópico diurno

(*diurnal anisotropic heating*), com respectivamente, 30,8% e 100% de IR, o que destaca a influência da topografia na condição para estocagem do C nas camadas superficiais do solo. Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2016) também observaram importância de 34% e 52% da variável *wti* no mapeamento do estoques de COT para as camadas de 0,00-0,15 m e 0,60-1,00 m, respectivamente. Visto que o teor de água nos solos, estimada por esta variável (*wti*) indica as áreas potenciais de acúmulo de carbono, a escolha da mesma no modelo preditivo corrobora a relação entre carbono e áreas de acúmulo de água. O aquecimento anisotrópico diurno relaciona-se com o efeito do aquecimento antropogênico sobre os mecanismos de regulação das temperaturas diárias (Zwiers et al., 2011). Ainda nessa mesma camada, a Banda 2 (Azul) do Landsat 8/OLI similarmente à temperatura mínima do mês de julho (*tmin 7*) apresentaram 22% de importância. Isso pode ser explicado porque em Roraima o mês de julho marca o início do declínio das precipitações pluviais (Lameira and Coimbra, 1988) e a variação da temperatura pode indicar um período mais seco antecipado ou um regime de chuvas mais prolongado do que ocorre, alterando o balanço hídrico no solo e favorecendo as condições do acúmulo/alteração dos estoques de carbono no solo. Nos estudos de Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2016), o NDVI também apresentou relevante importância na camada de 0,00-0,30 m, sendo mais alta em 0,00-0,15 m. Minasny et al. (2013) afirmam que, em geral, os índices NDVI e SAVI (*Soil-Adjusted Vegetation Index*) são bons indicadores de produção ecológica e são usados com sucesso para a predição do estoque de COT (Sreenivas et al., 2014), visto que o carbono superficial do solo é influenciado principalmente pela vegetação (Liu et al., 2013).

A partir da camada de 0,20-0,30 m, os solos se encontram menos expostos ao manejo tradicional (aração, gradação, revolvimento do solo) nas áreas de pastagem, ainda que tenham sido observados pequenos cultivos de mandioca e banana (Melo et al., 2005; Urquiza et al., 2018). Outro fator, é que imagens de média resolução, como as Landsat (30 m), não permitem capturar nuances de intervenções antrópicas dessa modalidade de atividade agropecuária, pelo caráter fragmentado e de pequena extensão que apresentam. A IR das variáveis climáticas para mapear o carbono entre 0,20-0,30 m do solo, representados pela *tmax 3* (61,4%) e *tmax 10* (100%) (Fig. 6C; Tabela 7) referem-se aos meses de março e outubro e marcam, respectivamente, a chegada do inverno amazônico com o início do período das chuvas e o começo da estiagem na região (Bastos, 1982). Alterações nos níveis dessas temperaturas são importantes indicadores de variações climáticas e suscitam a observação de alterações no regime do fogo, e na ocorrência de focos de incêndios.

Também importante (IR =25,4%), o *NDVI* referente ao ano 1994 levanta a possibilidade de que a camada de 0,20-0,30 m guarde resquícios de carbono orgânico remanescentes à época de menor antropização (1994) e a preservação desse carbono pode ser explicada em função da profundidade do solo fornecer proteção física (Lal, 2016), além das atividades agrícolas e pecuaristas serem em sua maioria pouco expressivas. A região alvo do presente estudo trata-se de um recorte remanescente de assentamentos agrícolas da década de 80. O traço cultural da influência indígena, o baixo aporte tecnológico e a baixa assistência aos pequenos produtores fazem da agricultura de corte e queima, prática recorrente no manejo das terras, como reportado por Pedroso-Junior et al. (2008) para a região amazônica, de modo geral.

Para a predição do estoque na camada de 0,00-0,30 m, 14 variáveis foram ranqueadas (Fig. 6D; Tabela 7), o que demonstrou maior influência no número de fatores que determinam os estoques de COT nesta profundidade. As variáveis topográficas *solrad_dur1* (radiação solar direta – mês de janeiro) e *wti* (índice de umidade topográfica – mês de janeiro) e *bio 9* (Temperatura média do trimestre mais seco) sumarizam as maiores importâncias 100%, 62,4% e 58%, respectivamente. No entanto, apesar do percentual relativamente baixo de importância (18,1%), a variável *mid slope position* (MSP) merece destaque em função das áreas no entorno e encostas dos acidentes geográficos de maior expressão (altitude maior que 200 m atuarem como áreas potenciais para acumulação de carbono orgânico. Nas rampas com maior declividade das encostas e nas cristas das serras, a erosão pode ser fator predominante para a perda e a baixa nos estoques de carbono na camada superficial do solo (0,00-0,10 m), o que pode interferir no processo de acúmulo total até 0,30 m.

As variáveis *solrad_dur1* (duração da radiação solar direta de janeiro) e *bio9* (temperatura média do trimestre mais seco) revelaram a influência do período mais seco do ano e o papel que o aquecimento tem sobre a decomposição da matéria orgânica nos solos (Davidson, 2015). O mês de janeiro refere-se ao trimestre mais seco do estado de Roraima (Bastos, 1982), e dados do INMET (2017) registraram radiação solar média de 1000 kJ m², umidade variando entre 65-73% (baixa), ventos máximos de 3 metros por segundo (m s⁻¹) (brisas fracas), precipitação pluvial máxima de 12 mm e temperaturas entre 24 e 34 °C.

A variável *wti1* (62,4%), a exemplo do avaliado para outras camadas, mostrou-se boa indicadora para o aumento do estoque de COT (0,00-0,30 m), juntamente com a variável *mid slope position* (MSP) com 18,1% de importância. Ambas também foram utilizadas nos estudos de Minasny et al. (2013) e Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2016), onde afirmam que o

índice de umidade topográfico (*wti*) pode indicar a melhor condição para o acúmulo do carbono no solo, e áreas mais quentes das encostas representada por MSP relaciona-se com os processos de erosão e deposição que também desempenham papel importante na distribuição espacial do estoque de COT, pois ajudam a identificar zonas de transporte de sedimentos e outros materiais.

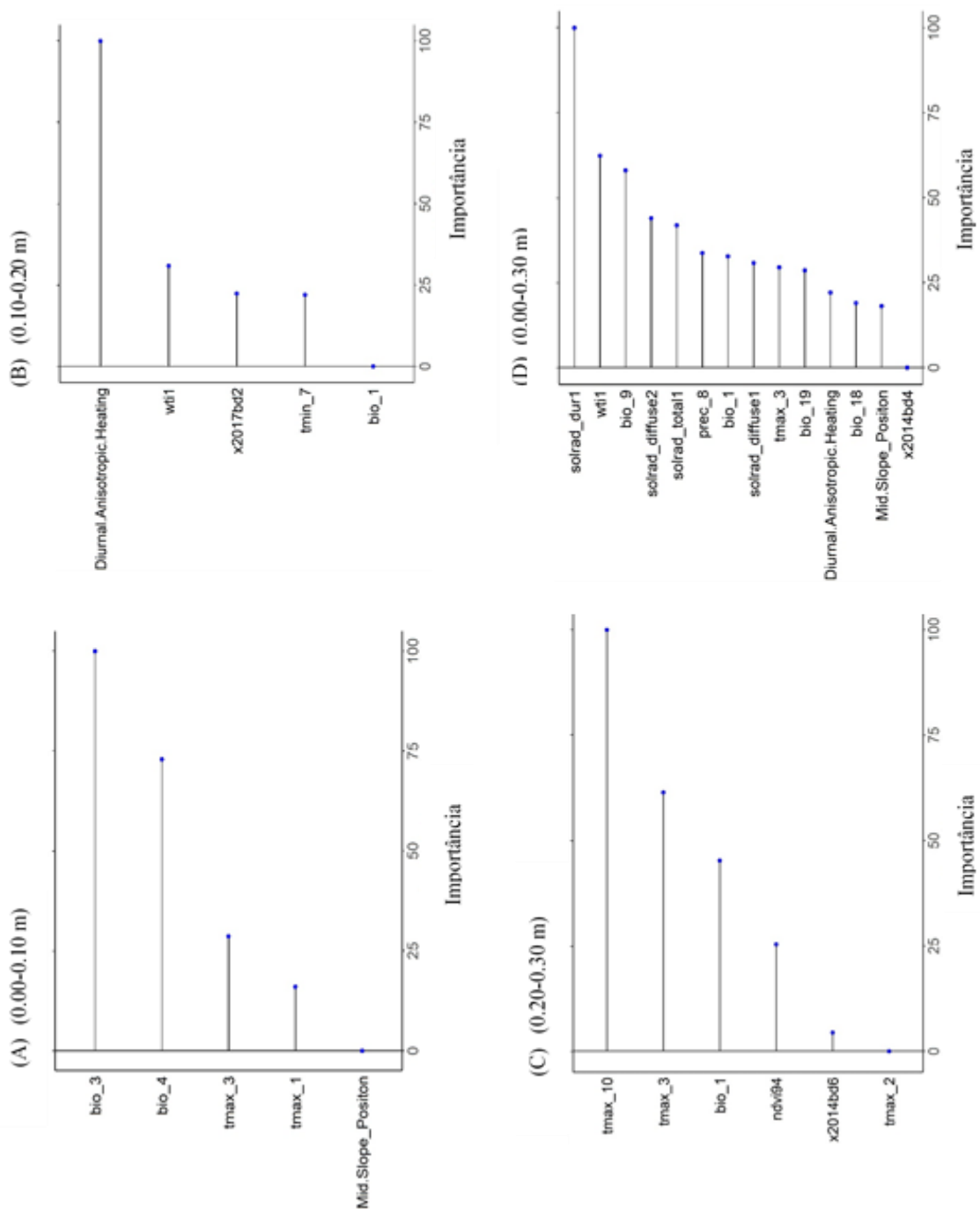


Fig. 6. Importância das variáveis selecionadas para a predição do estoque de COT nas camadas 0,00-0,10 m (A), 0,10-0,20 m (B), 0,20-0,30 m (C) e 0,00-0,30 m (D).

3.3. Performance do modelo e incertezas

A modelagem conduzida buscou revelar com um conjunto reduzido de amostras, as variáveis mais determinantes à predição espacial da distribuição do estoque de COT com o emprego do algoritmo *Random Forest*. Neste sentido a performance do modelo foi avaliada pelos índices R^2 , RMSE e MAE, com e sem validação de dados externos e considerando 50 ciclos de iteração e conjuntos com 10 *folds* para testes de validação cruzada. Os resultados mostraram que a modelagem com o RF teve desempenhos distintos sobre os conjuntos de treinamento e validação (Tabela 8). O desempenho superior da modelagem com validação cruzada sem conjunto de dados externos ($0,35 < R^2 < 0,42$), comparado com a modelagem com validação externa dos dados ($0,22 < R^2 < 0,27$) demonstra o efeito de *overfitting*, nos valores superiores de R^2 em relação a R^2_v , possivelmente pelo universo amostral se reduzido em relação a área avaliada. O número maior de amostras utilizadas no treinamento (75%) espacializou o modelo de forma que as amostras reservadas à validação (25%) não foram suficientemente capazes de prever com melhor desempenho os dados, refletindo-se na variação observada no R^2 para os conjuntos de dados.

Lynch et al. (2003) defendem que classificações e mapeamentos de dados derivados do solo apesar de retratarem aparência realista, muitas vezes não são acompanhados por parâmetros estatísticos de boa similaridade, e que valores de 50% ou menos para os coeficientes de determinação (R^2) são comuns em predições de fenômenos naturais (Beckett and Webster, 1971). Embora sejam mais informativas e de desempenho aceitável as predições com performances entre 20% a 50% (Dobos, 2003). Lynch et al. (2003) já discutiam a necessidade de se desenvolver mais variáveis ambientais detalhadas e derivadas de dados digitais, de forma a melhorar a correlação dessas com as propriedades de solo e que esses esforços evitariam a simplificação excessiva de problemas, de forma a capturar com mais relevância informações espaciais de estudos ambientais. Considerando tais fatos, o comportamento estável e pouco expressivo dos erros (RMSE e MAE), quando analisados conjuntamente, demonstram que a estratégia de amostragem adotada e a modelagem com o RF conduziram a resultados satisfatórios com 61 amostras, em 3257 km². Comparativamente, os erros e os coeficientes de variação são menores quando utilizamos 100% do conjunto de dados para o treinamento (Tabela 8). Esse fato pode refletir o efeito da divisão do conjunto amostral (R. M. Yang et al., 2016). A performance da predição sem validação externa, de forma geral, apresenta também melhores valores de R^2 . No entanto, a falta de validação externa diminui a confiabilidade do modelo (Steyerberg et al., 2003) e,

por esta razão, para esse estudo conduzimos a apresentação dos resultados com ênfase nos dados obtidos com validação externa.

Os resultados obtidos quanto ao ajuste do modelo corroboram com os estudos observados em mapeamentos preditivos do estoque de COT com RF para (i) Burkina Faso (Forkuor et al., 2017), cujo R^2 de 0,39 foi encontrado, sem validação externa, e considerando apenas 80% dos dados no treinamento; (ii) Madagascar, com $R^2 = 0,59$, utilizando 30% dos dados (358 amostras) para validação externa (Ramifehiarivo et al., 2017); (iii) Dinamarca, $0,41 < R^2 < 0,43$ com validação externa e $0,51 < R^2 < 0,63$ sem validação externa (Adhikari et al., 2014); e (iv) Malone et al. (2009) que obtiveram R^2 de 20 a 27% na predição (vertical e lateral) do carbono armazenado, avaliando também a capacidade de retenção de água.

São muitas as incertezas nos estudos de predição do COT e estimativa dos estoques, incluindo erros de amostragens, análises laboratoriais, baixa capacidade de predição e deficiências no processo de modelagem (Bowman et al., 2002; Goidts et al., 2009; Ogle et al., 2010). Para avaliar essas incertezas associadas ao processo de modelagem, foram calculados os coeficientes de variação (CV) para os ambos conjuntos de dados resultantes da média de 50 ciclos de iteração da modelagem RF. Todos os dados estão apresentados (Tabela 8) em percentual (%), à exceção dos erros RMSE e o MAE, avaliados em $Mg\ ha^{-1}$.

Tabela 8.

Desempenho médio dos modelos de predição do estoque de carbono orgânico no solo nas camadas avaliadas, no treinamento e validação dos modelos.

Camadas (m)	Treinamento				Mg ha ⁻¹	
	R ²	R ² _CV	RMSE_CV	MAE_CV	RMSE	MAE
0,00-0,10	0,41	20,36	9,42	9,38	8,68	7,12
0,10-0,20	0,42	17,59	8,51	8,01	3,76	3,11
0,20-0,30	0,35	25,44	7,75	7,17	2,51	2,00
0,00-0,30	0,41	19,48	7,16	7,54	13,13	11,17
Camadas (m)	Validação				Mg ha ⁻¹	
	R ²	R ² _CV	RMSE_CV	MAE_CV	RMSE	MAE
0,00-0,10	0,23	95,15	28,63	21,76	9,85	7,52
0,10-0,20	0,27	75,94	24,34	19,78	4,42	3,44
0,20-0,30	0,22	79,05	15,79	16,20	2,83	2,18
0,00-0,30	0,23	82,02	24,93	18,34	15,01	11,96

R²: coeficiente de determinação; RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático; MAE: erro absoluto médio; CV: coeficiente de variação.

3.4. Predição espacial do COT

Após 50 ciclos de execução da modelagem com o algoritmo RF para cada uma das camadas (0,00-0,10 m, 0,10-0,20 m, 0,20-0,30 m e 0,00-0,30 m) foi calculada a média e gerados mapas da predição do estoque de carbono (T_STOCK) (Fig. 7), de densidade de carbono no solo (DCS) (Fig. 8), e o do coeficiente de variação (CV) (Fig. 9). Para as análises e discussões desenvolvidas, foram considerados os dados numéricos e mapas derivados da modelagem com validação externa de dados.

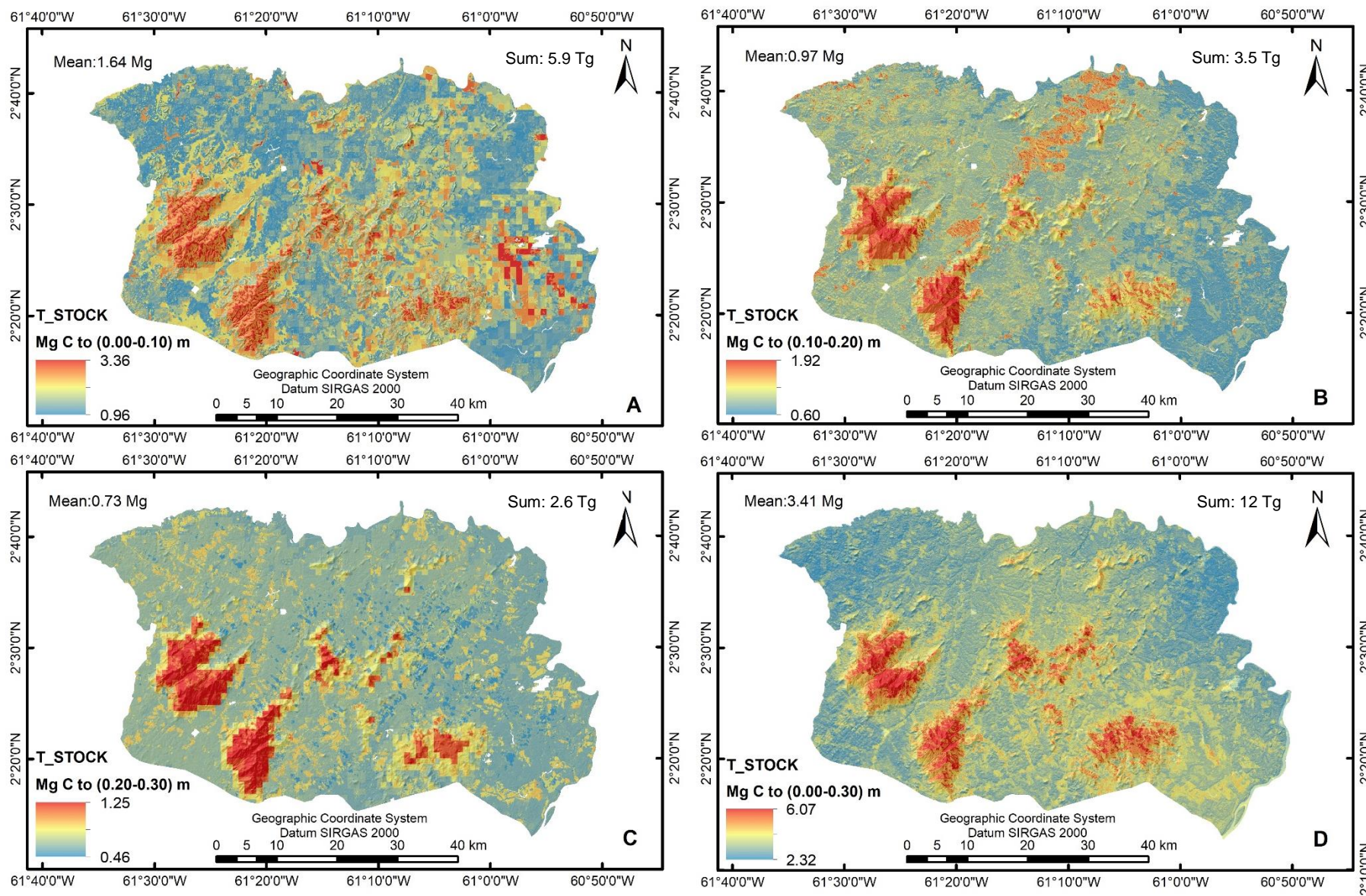


Fig. 7. Mapas de predição do estoque de COT (T_STOCK) após 50 ciclos de execução do modelo com o *Random Forest* nas camadas avaliadas: A (0.00-0.10 m), B (0.10-0.20 m), C (0.20-0.30 m) e D (0.00-0.30 m). Mean (Mean C value); Sum.; (Total C value).

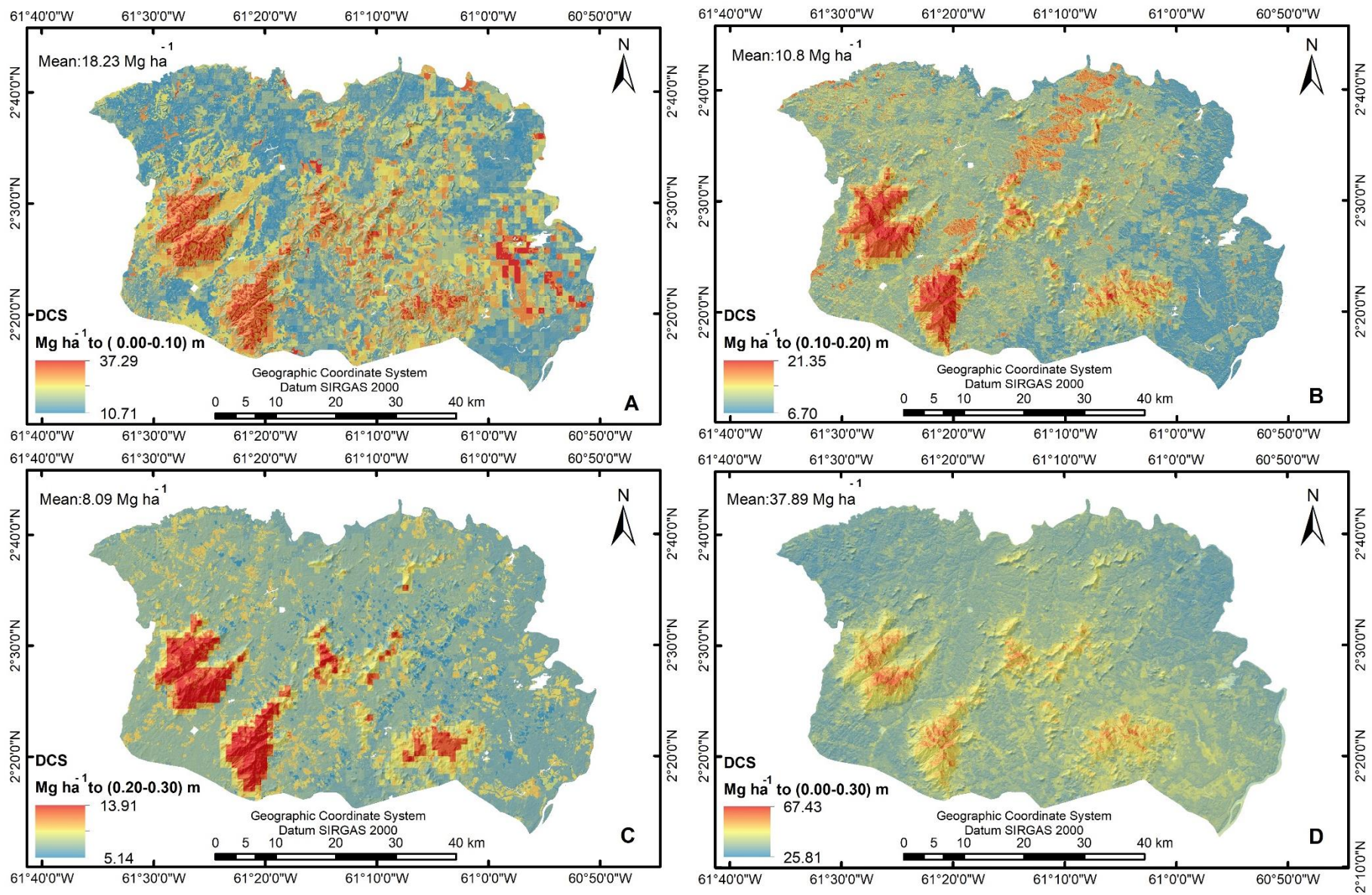


Fig. 8. Mapas de predição da densidade de carbono do solo (DCS) após 50 ciclos de execução do modelo com o *Random Forest* nas camadas avaliadas: A (0.00-0.10 m), B (0.10-0.20 m), C (0.20-0.30 m) e D (0.00-0.30 m).

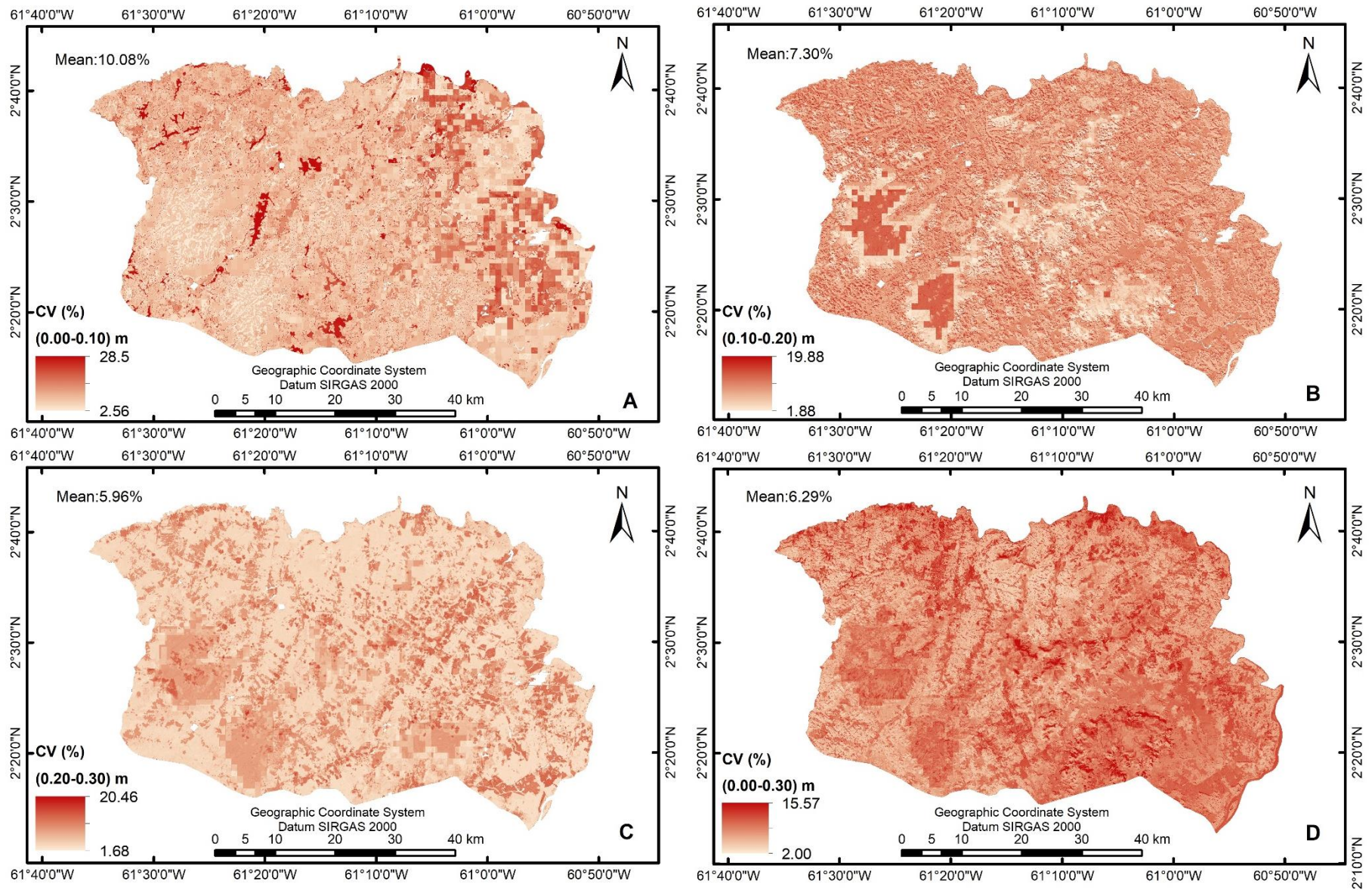


Fig. 9. Mapas das incertezas, espacializadas pelo coeficiente de variação (CV) após 50 ciclos de execução do modelo com o *Random Forest* nas camadas avaliadas: A (0.00-0.10 m), B (0.10-0.20 m), C (0.20-0.30 m) e D (0.00-0.30 m).

Os maiores valores de estoque foram observados na camada superficial do solo (0,00-0,10 m), situados em relevo montanhoso (200 a 1450 m) e nas encostas das maiores serras, somando 5,9 Tg de C (Fig. 7A) com DCS médio 18 Mg C ha⁻¹. (Fig. 8A). Um aporte maior de matéria orgânica na camada de 0,00-0,10 m, principalmente nas áreas florestadas é frequentemente observado (Rittl et al., 2017). Guo and Gifford (2002) apontam que, nos primeiros 0,10 m de solo, ocorre também maior formação de húmus e desenvolvimento de raízes finas, o que sustenta os valores encontrados. Neste sentido, destacamos que os resultados encontrados suscitam que os sistemas montanhosos na Amazônia podem comportassem como *sinks* mais estáveis para a conservação de carbono. Observou-se ainda, que o emprego da técnica de *downscaling* (Wilby and Wigley, 1997) nas variáveis de menor resolução (climáticas), produziu um efeito reticulado (Fig. 7A), não interferindo no entanto, na avaliação da predição. Os erros RMSE e MAE, respectivamente, foram baixos (<10%) e o R² encontrado foi 0,23 (Tabela 8).

Na camada de 0,10-0,20 m estimou-se o estoque de COT em 3,5 Tg, e maior homogeneidade na distribuição espacial foi observada, refletindo o menor intervalo de variação (0,60 a 1,92 Mg C) (Fig. 7B) e um CV médio de 7,30% (Fig. 9B), o que demonstra estabilidade na modelagem. O R² de 0,27 (Tabela 8) supera o valor encontrado na predição da camada de 0,00-0,10 m, com erros RMSE e MAE inferiores a 5% e 4%, respectivamente. Erros baixos são um indicativo de estabilidade no processo de predição e de precisão nos valores estimados e esse fato pode ser relacionado à camada 0,10-0,20 m ser menos afetada nos cortes rasos da floresta e no revolvimento de solos manual, prática típica na agricultura familiar. Ainda de acordo com Lal et al. (2015), a estabilidade do carbono no solo aumenta em profundidade, bem como a proteção física oferecida pelos agregados do solo.

Além disso, a influência topográfica na predição nesta camada de solo, foi explicitada na importância das covariáveis *wtil* (30,8%) e *diurnal, anisotropic, heating* (100%) (Tabela 7), que refletem o índice de umidade topográfica e o efeito do aquecimento global antropogênico sobre a variação da temperatura diurna. Os resultados encontrados alinham-se ao reportado por Parker (2006), que discutiu o aumento de poluentes na atmosfera (CH₄ e CO₂) como potenciais causadores de distúrbios de elevações anômalas da temperatura diurna. Em regiões com presença de ventos fracos (CPTEC, 2018), como Roraima (INMET, 2017), e temperatura média anual mais elevadas (Bastos, 1982), o efeito de redução dos estoques de carbono no solo podem ser mais severos (McNider et al., 2012) por falta de turbulência para dissipar o calor e por acelerar reações enzimáticas na decomposição da matéria orgânica (Davidson, 2015).

Na camada de 0,20-0,30 m (Fig. 7C), o estoque de carbono reduziu-se em 56% (2,6 Tg C) em relação à camada (0,00-0,10 m), e 25% em relação à camada (0,10-0,20 m). O valor médio foi de 0,73 Mg de C e os maiores valores concentraram-se sob as áreas montanhosas, envolvendo as unidades geoambientais 1 e 2 (Fig. 3). Nestas regiões predominam os Neossolos Litólicos distróficos (Fig. 4B) e Cambissolos Háplicos distróficos mapeados por Melo et al. (2005), na escala 1.100.000. Esta classe de solos não é observada no mapa de referência dos dados pedológicos adotados para este estudo e isto reflete a baixa escala de mapeamento (1.250.000) da base de dados dos recursos naturais da Amazônia (IBGE, 2006), o que elimina polígonos menores, onde há associações de solos, em lugar de classes mais homogêneas.

O estoque de COT total acumulado de até 0,30 m solo foi estimado em 12 Tg C com valor médio de 3,42 Mg (Fig. 7D). O CV variou entre 2 e 15 % e em média de 6,3%, (Fig 9D) sugerindo boa estabilidade ao modelo na validação dos dados. As variáveis preditoras climáticas e topográficas tiveram importância pouco discrepantes 46% e 54% respectivamente, e demonstrou o equilíbrio entre os fatores envolvidos na condição do estoque a profundidade 0,3 m. Situação distinta foi observada para a camada 0,00-0,10 m, onde os preditores climáticos e topográficos obtiveram 80% e 20% de importância, respectivamente.

Somados aos resultados já apresentados, observou-se ainda que a classe das florestas impactadas pelo fogo (FIF) se sobrepõe espacialmente às áreas com maiores valores de estoque de COT. Essencialmente de origem antrópica, pelo traço cultural na prática da agricultura de corte e queima na Amazônia (Pedroso-Junior et al., 2008), o fogo e sua recorrência, sobre as florestas e pastagens é uma realidade, refletida no número de focos de calor em Roraima que somente em 2017, nos meses de janeiro a março, registrou a variação de 1162 para 2438 focos, respectivamente (INPE, 2017a). Em 2001, 2003 e 2016 foram registrados mais de 2000 focos de calor em cada ano (INPE, 2017b), o que demonstra a recorrência desse evento. Apesar de todos os efeitos negativos à sustentabilidade e biodiversidade do ambiente em questão, o regime do fogo sobre as áreas florestadas, especialmente nas encostas e aba das serras, pode estar contribuindo para o acúmulo diferenciado de COT na camada de 0,20-0,30 m, e de forma geral até 0,30 m do solos, como já foi reportado por Brinkmann and Nascimento (1973), Stromgaard (1984) e Andriess and Schelhaas (1987), que discutiram o papel da queima da biomassa acumulada no processo da recuperação florestal e o potencial das cinzas para o aumento das qualidades nutricionais do solo. Além dos efeitos do fogo, a ausência de amostras de solos nas cristas e encostas desses

ambientes pode ter colaborado para a predição dos maiores estoques de COT concentrarem-se nas áreas montanhosas e florestadas. As restrições naturais à mobilidade nestes ambientes influência a coleta de dados e adiciona incertezas à modelagem e podem conduzir a superestimativas (*overfitting*), apesar do algoritmo RF apresentar resistência ao *overfitting* (Hastier et al., 2009).

Um recorte referente à área deste estudo foi processado de mapeamentos de estoques de COT, conduzidos para o Brasil, considerando os dados de carbono orgânico do solo, mapeados projeto RADAMBRASIL (1975), recentemente divulgado pela Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA) onde o estoque de do carbono na camada 0,00-0,30 m encontrado foi $26,8 \pm 8,3 \text{ Mg ha}^{-1}$ com resolução espacial de 5 km (Vasques et al., 2017). Apesar de recentes, estes dados reportam-se a uma época (1975), em que a Amazônia legal apresentava 0,56% de áreas desmatadas, e Roraima 0,02 % (INPE, 1989) representando assim o cenário ambiental fracamente antropizado. No entanto as diferenças metodológicas e a baixa resolução espacial em que foram mapeados os dados pode explicar a diferença encontrada na densidade de carbono média para esta camada, em nossos estudos avaliada em $37,9 \pm 5,62 \text{ Mg C ha}^{-1}$ com resolução espacial de 30 m (Fig. 8D). A densidade do carbono no solo (DCS), os estoques de COT (T_STOCK), e os respectivos valores médios, foram computados para cada um usos e geoambientes considerando os primeiros 0,30 m do solo (Tabela 9), e respectivamente especializados, (Fig. 10 e Fig. 11).

Tabela 9.

Estimativas densidade de carbono (DCS), estoques de carbono (T_STOCK) e estoque médio (T_STOCK_m) nos diferentes usos da terra e geoambientes para a camada de solo (0,0-0,3 m), após 50 ciclos de execução do modelo.

Uso da Terra	Área (km ²)	DCS (Mg C ha ⁻¹)	T_STOCK (Tg C)	T_STOCK_m (Mg C)
Floresta	2084,50	$38,1 \pm 6,2$	7,9	$238,5 \pm 245,3$
Agropecuária	978,72	$37,4 \pm 4,2$	3,6	$153,8 \pm 135,3$
Vegetação Natural Não Florestal	93,23	$37,1 \pm 3,6$	0,3	$22,8 \pm 19,2$
Floresta Impactada pelo Fogo	56,84	$42,0 \pm 5,7$	0,2	$12,2 \pm 7,8$
Total	3213,30		12,0	
Geoambiente	Área (km ²)	DCS (Mg C ha ⁻¹)	T_STOCK (Tg C)	T_STOCK_m (Mg C)
Unidade 1	900,65	$42,0 \pm 6,5$	3,8	$121,1 \pm 91,9$
Unidade 2	256,18	$42,5 \pm 5,7$	1,0	$42,8 \pm 30,7$
Unidade 3	601,22	$36,5 \pm 3,3$	2,2	$130,7 \pm 105,6$
Unidade 4	793,21	$34,9 \pm 3,2$	2,7	$147,1 \pm 137,8$
Unidade 5	434,60	$36,0 \pm 3,6$	1,6	$93,1 \pm 69,1$
Unidade 6	227,44	$34,2 \pm 3,1$	0,7	$51,0 \pm 41,3$
Total	3213,30		12,0	

* Tg C: Teragrama de carbono; Mg C: Megagrama de carbono; T_STOCK_m, estoque médio de COT.

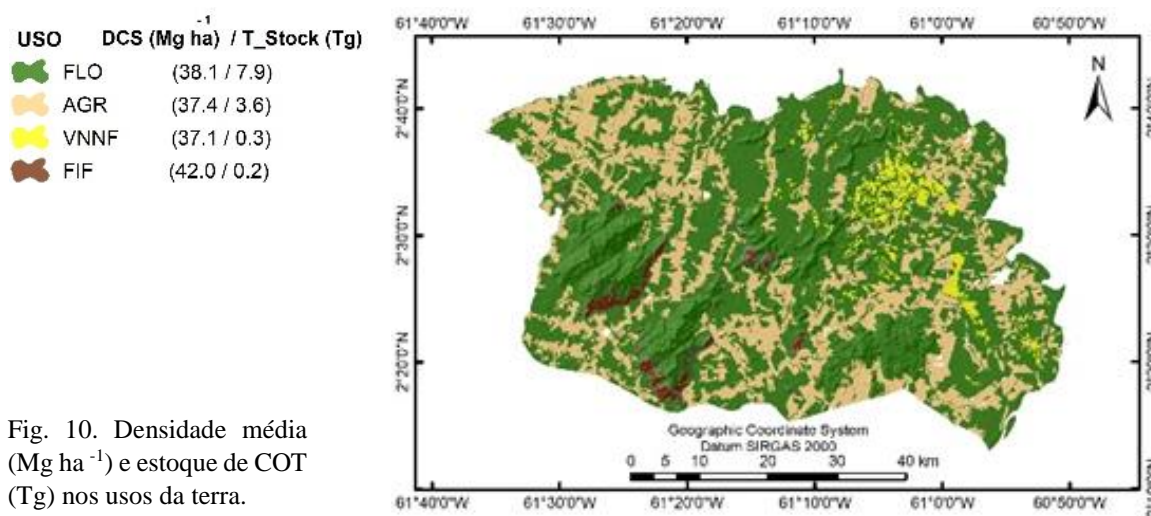


Fig. 10. Densidade média (Mg ha⁻¹) e estoque de COT (Tg) nos usos da terra.

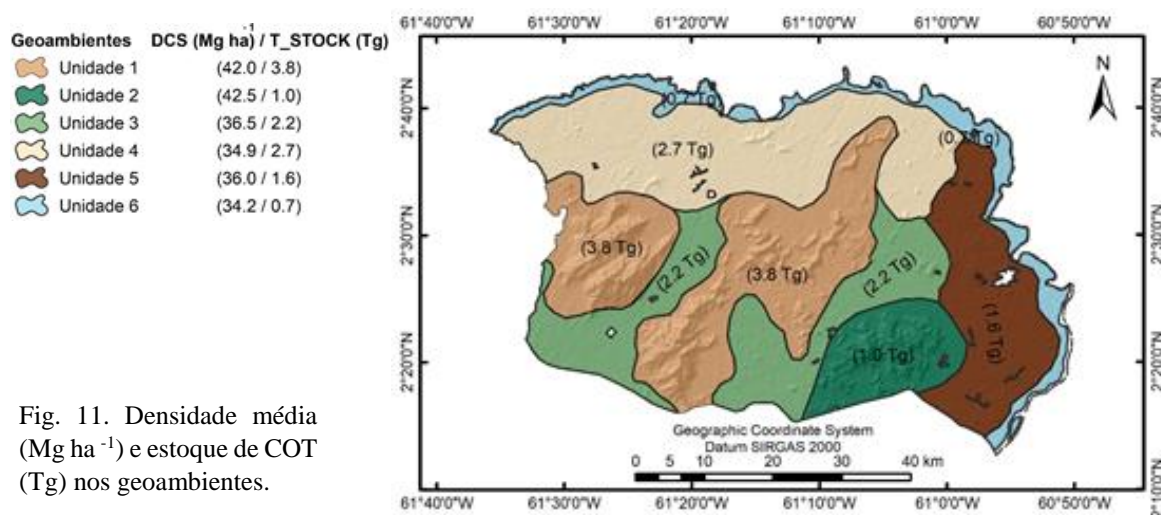


Fig. 11. Densidade média (Mg ha⁻¹) e estoque de COT (Tg) nos geoambientes.

Destacamos que a classe floresta impactada pelo fogo (FIF) apesar de pouco expressiva no mosaico dos usos ($\cong 1,8\%$) apresentou maior média de densidade de carbono do solo ($42,0 \pm 5,7$ Mg C). Inconsistências devido à baixa escala dos mapeamentos dos recursos naturais da Amazônia legal não permitem contemplar a variabilidade dos solos encontrados no ambiente natural, como reportou Melo et al. (2005) que mapearam na escala 1.100000 na mesma região deste estudo, a presença de Cambissolos Háplicos distróficos onde observa-se no mapeamento do IBGE apenas Neossolos Litólicos, o que explica a possibilidade de maior acúmulo do carbono remanescente dos incêndios, para a classe FIF. No entanto, a presença de solos rasos, juntamente com declives acentuados (20 a 45%) e incêndios recorrentes propicia maior erosão natural e contribuem para a diminuição da resiliência do ambiente florestal, como observado por Urquiza et al. (2018). Desta feita, acreditamos que

a recorrência do fogo sobre as florestas, em magnitudes aleatórias, não foi suficiente para impedir a regeneração da vegetação florestada, mas sim permitiu uma formação de florestas abertas, corroborando com o reportado por Vieira et al. (2005) em 3 locais de estudo na bacia Amazônica. A vegetação de sub-bosque originária depois dos incêndios, apresenta-se em menor porte e estrutura de raízes, o que devido às queimadas sucessivas favorece o aumento do potencial de combustão na região, como observaram Pedroso-Júnior et al. (2008). A queima parcial do sub-bosque incrementou os estoques de carbono superficial afetando também o estoque armazenado até 0,3 m. Apesar da aparente estabilização no solo, este aporte de carbono decresce à proporção que a floresta vai perdendo sua resiliência, como demonstrado por Balch et al. (2013), no experimento de queima controlada em áreas florestadas que indicaram incrementos iniciais de carbono no solo no primeiro ano, mas após 6 anos, com mais de uma queimada ao ano, observaram o aumento da mortalidade e o decréscimo da taxa de regeneração entre 63 e 85% dos grupos vegetacionais de controle.

Já às áreas agropecuárias, a densidade de carbono no solo ($37,4 \pm 4,2 \text{ Mg ha}^{-1}$) foi pouco superior ao encontrado para as áreas de VNNF ($37,1 \pm 3,6 \text{ Mg ha}^{-1}$), embora os estoques de COT computados tenham sido 3,6 Tg e 0,3 Tg, respectivamente, pela diferença de ocupação das áreas com 30,1% e 2,9%. Santos (2010) encontrou para estoques de biomassa abaixo do solo (até 0,50 m) em áreas de savana de Roraima sob três fitofisionomias, os valores entre 73,84%, 77,10% e 82,26%. Considerando a relação entre a matéria orgânica e o carbono orgânico no solo estabelecida pelo fator de “van Bremmlen” de 1,724 (Pribyl, 2010), seriam equivalentes a 38,7, 40,4 e 43,1 Mg ha^{-1} de densidade de CO no solo, o que suporta nosso resultado para a classe de uso VNNF. Em relação as áreas agropecuárias a densidade de carbono encontrada sugere a baixa qualidade na condição das pastagens, e indicam que não está havendo uma reposição do carbono às condições originais que haviam na floresta, devido ao super-pastejo, ausência de rotação de pastagens, uso do fogo para renovação do pasto e poucos investimentos na reposição dos nutrientes extraídos pela pastagem, corroborando com o observado por que apontaram a má qualidade das pastagens na vila do Apiaú (Melo et al., 2006), e as limitações edafológicas para a exploração agrícola e pecuária da região (Melo et al., 2005).

Para os geoambientes as maiores densidades de carbono foram observadas sob as florestas e em especial à aquelas sob o domínio montanhoso geoambientes 1 e 2 (Fig. 10), o que remete à importância de preservação dessas áreas, para além da imposição legal, haja visto a aproximação das áreas agropecuárias nas áreas adjacentes a esses ambientes, o que contribui pelo histórico da região (Urquiza et al., 2018) para os eventos de incêndios

nessas áreas florestadas. Ademais, condições topográficas e climáticas, capturadas pelos preditores avaliados, estimaram no modelo valores de estoques compatíveis à realidade ambiental, no entanto ações antrópicas como o uso do fogo para o manejo dos pastos e abertura de áreas nas florestas, são *inputs* complexos ao processo de modelagem, sendo necessário incorporar variáveis e funcionalidades com suporte à decisão e intervenções humanas desta natureza.

Nossos resultados refletem o cenário atual da condição dos estoques de COT, e alinham-se a outros estudos na busca de avaliar os distúrbios nos ambientes florestais (Trumbore and Hartmann, 2015) promovidos pelas mudanças de uso da terra, e os efeitos aos estoques de carbono orgânico no solo apesar das incertezas associadas ao mapeamento dos estoques de carbono (Trumbore, S. & Camargo, 2009), devido aas limitações do conjunto amostral e diferentes metodologias e resoluções adotadas. O mapeamento e quantificação do estoque de COT nos diferentes usos e geoambientes, preencheu a lacuna de dados dessa natureza em resolução espacial de 30 m, provendo informações com vistas à conservação dos ambientes florestados e as áreas ecotonais existentes e nesse sentido estudos continuados são necessários à promoção de um cenário mais favorável ao desenvolvimento das atividades econômicas, que favoreçam o armazenamento de carbono orgânico nos solos.

Conclusões

O estoque de C orgânico na região ecotonal Floresta/Savana de Roraima revelam maior efeito de variáveis climáticas, evidenciando riscos potenciais de emissão em cenários de mudanças globais.

Há forte similaridade no valor do C orgânico na pastagem e nos ecossistemas não-florestais nas terras baixas, sugerindo que o uso do fogo conduz a um cenário de *pools* de C orgânico reveladores de uma savanização/pecuarização.

As partes montanhosas representam áreas críticas para a conservação do carbono na Amazônia, extrapolando seu valor intrínseco na proteção da biodiversidade e reforçando a importância de se estabelecer unidades de conservação em todos os remanescentes montanhosos ainda não protegidos.

Agradecimentos

Os autores agradece a parceria dos pesquisadores do Laboratório de Geoprocessamento - LABGEO, do Departamento de Solos da Universidade Federal de Viçosa, ao Projeto Pró-Amazônia/CAPES nº 23038715/2013-63 pelo financiamento do custeio do projeto, ao Instituto de Desenvolvimento Tecnológico NOKIA (atualmente Microsoft), pela implantação do Laboratório de Geotecnologias Aplicadas ao Meio Ambiente - LABGEORR, da UFRR, e ao Exército brasileiro por disponibilizar o acesso a bases de dados sobre o estado de Roraima.

Referências

- Adhikari, K., Hartemink, A.E., Minasny, B., Bou Kheir, R., Greve, M.B., Greve, M.H., 2014. Digital mapping of soil organic carbon contents and stocks in Denmark. *PLoS One* 9. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0105519>
- Albaladejo, J., Ortiz, R., Garcia-Franco, N., Navarro, A.R., Almagro, M., Pintado, J.G., Martínez-Mena, M., 2013. Land use and climate change impacts on soil organic carbon stocks in semi-arid Spain. *J. Soils Sediments* 13, 265–277. <https://doi.org/10.1007/s11368-012-0617-7>
- Andriessse, J.P., Schelhaas, R.M., 1987. A monitoring study of nutrient cycles in soils used for shifting cultivation under various climatic conditions in tropical Asia. II. Nutrient stores in biomass and soil- results of baseline studies. *Agric. Ecosyst. Environ.* 19, 285–310. [https://doi.org/10.1016/0167-8809\(87\)90058-2](https://doi.org/10.1016/0167-8809(87)90058-2)
- Barbosa, R.I., Campos, C., 2011. Detection and geographical distribution of clearing areas in the savannas ('lavrado') of Roraima using Google Earth web tool. *J. Geogr. Reg. Plan.* 4, 122–136.
- Barbosa, R.I., Fearnside, P.M., 2005. Fire frequency and area burned in the Roraima savannas of Brazilian Amazonia. *For. Ecol. Manage.* 204, 371–384. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2004.09.011>
- Barona, E., Ramankutty, N., Hyman, G., Coomes, O.T., 2010. The role of pasture and soybean in deforestation of the Brazilian Amazon. *Environ. Res. Lett.* 5. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/5/2/024002>
- Barros, L.S., Melo, V.F., Senwo, Z.N., Evald, A., Siqueira, R.H.S., Bardales, R.M., Katle, T., Nunes, D.O., 2018. Effects of Management Practices and Land Use on Biological and Enzymatic Attributes of an Agricultural Area. *J. Agric. Sci.* 10, 110–122. <https://doi.org/10.5539/jas.v10n6p110>
- Bastos, T.X., 1982. O Clima da Amazônia Brasileira Segundo KÖPPEN. EMBRAPA - Pesqui. Agropecuária Bras. 1–5.
- Batjes, N.H., Dijkshoorn, J.A., 1999. Carbon and nitrogen stocks in the soils of the Amazon Region. *Geoderma* 89, 273–286. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(98\)00086-X](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0016-7061(98)00086-X)
- Beckett, P.H.T., Webster, R., 1971. The development of a system of terrain evaluation over large areas. *R. Eng. J.* 85, 243–258.
- Bhering, S.B., Chagas, C. da S., Junior, W. de C., Pereira, N.R., Filho, B.C., Pinheiro, H.S.K., 2016. Mapeamento digital de areia, argila e carbono orgânico por modelos Random Forest sob diferentes resoluções espaciais. *Pesqui. Agropecu. Bras.* 51, 1359–1370. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2016000900035>
- Bivand, R., Keitt, T., Rowlingson, B., Sumner, M., Hijmans, R., Rouault, E., Ooms, J., 2018. Package “rgdal” - Bindings for the “Geospatial” Data Abstraction Library.
- Bowman, R.A., Reeder, J.D., Wienhold, B.J., 2002. Quantifying laboratory and field variability to assess potential for carbon sequestration. *Commun. Soil Sci. Plant Anal.* 33, 1629–1642. <https://doi.org/https://doi.org/10.1081/CSS-120004304>
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Mach. Learn.* 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brenning A, Bangs D. Package RSAGA. SAGA Processing and Terrain Analysis in R. Version 0.940-5. 2016. <https://cran.r-project.org/web/packages/RSAGA/RSAGA.pdf>.
- Brinkmann, W.L.F., do Nascimento, J.C., 1973. The effect of slash and burn agriculture on plant nutrients in Tertiary Region of Central Amazonia. *Acta Amaz.* 1, 55–61.
- Brungard, C.W., Boettinger, J.L., Duniway, M.C., Wills, S.A., Edwards, T.C., 2015. Geoderma Machine learning for predicting soil classes in three semi-arid landscapes. *Geoderma* 239–240, 68–83.

- <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.09.019>
- Calaway, R., Weston, S., Corporation, M., Tenenbaum, D., 2017. Foreach Parallel Adaptor for the “parallel” Package.
- Conrad, O., Bechtel, B., Bock, M., Dietrich, H., Fischer, E., Gerlitz, L., Wehberg, J., Wichmann, V., Böhner, J., 2015. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. *Geosci. Model Dev.* 8, 1991–2007. <https://doi.org/10.5194/gmd-8-1991-2015>
- CPRM, 1999. Programa Levantamentos Geológicos Básicos do Brasil. Roraima Central, Folhas NA.20-X-B e NA.20-X-D (integrais), NA.20-X-A, NA.20-X-C, NA.21-V-A e NA.21-V-C (parciais). Escala 1:500.000.
- CPTEC, 2018. Escala Beaufort de Força de Vento [WWW Document]. *Cent. Previs. Estud. Climáticos*. URL <https://www.cptec.inpe.br/noticias/noticia/22557> (accessed 4.9.18).
- Davidson, E.A., 2015. Biogeochemistry: Soil carbon in a beer can. *Nat. Geosci.* 8, 748–749. <https://doi.org/10.1038/ngeo2522>
- Davidson, E.A., De Araújo, A.C., Artaxo, P., Balch, J.K., Brown, I.F., Mercedes, M.M., Coe, M.T., Defries, R.S., Keller, M., Longo, M., Munger, J.W., Schroeder, W., Soares-Filho, B.S., Souza, C.M., Wofsy, S.C., 2012. The Amazon basin in transition. *Nature* 481, 321–328. <https://doi.org/10.1038/nature10717>
- Defries, R.S., Foley, J.A., Asner, G.P., 2004. Land use choices_balancing human needs and ecosystem function. *Front. Ecol. Environ.* 2, 249–257.
- Dobos, E., 2003. The application of remote sensing and terrain modeling to soil characterization, in: *Innovative Soil-Plant Systems for Sustainable Agricultural Practices*. Izmir, pp. 328–348.
- Donagema, G.K., Campo, D.V.B. de, Calderano, S.B., Teixeira, W.G., Viana, J.H.M., 2011. *Manual de Métodos de Análise de Solo*, Embrapa. Embrapa Solos-Documents (INFOTECA-E), Rio de Janeiro. <https://doi.org/1517-2627>
- EMBRAPA, 1982. Levantamento de Reconhecimento de Baixa Intensidade dos Solos da Aptidão Agrícola das Terras do Projeto de Colonização Apiaú - Território Federal de Roraima ., Serviço Nac. ed. Embrapa, Rio de Janeiro.
- ESRI, 2016. Arcgis 10.4 -Environmental Systems Research Institute, Inc Redlands, CA.
- Fao, I., & Isric, I. (2012). JRC: Harmonized World Soil Database (version 1.2). FAO, Rome, Italy and IIASA, Laxenburg, Austria.
- Fearnside, P.M., 2005. Deforestation in Brazilian Amazonia: History, rates, and consequences. *Conserv. Biol.* 19, 680–688. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2005.00697.x>
- Follett, R.F., Stewart, C.E., Pruessner, E.G., Kimble, J.M., 2012. Effects of climate change on soil carbon and nitrogen storage in the US Great Plains. *J. Soil Water Conserv.* 67, 331–342. <https://doi.org/10.2489/jswc.67.5.331>
- Forkuor, G., Hounkpatin, O.K.L., Welp, G., Thiel, M., 2017. High Resolution Mapping of Soil Properties Using Remote Sensing Variables in South-Western Burkina Faso: A Comparison of Machine Learning and Multiple Linear Regression Models. *PLoS One* 12, e0170478. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0170478>
- Gibbs, H.K., Rausch, L., Munger, J., Schelly, I., Morton, D.C., Noojipady, P., Soares-Filho, B., Barreto, P., Micol, L., Walker, N.F., 2015. Brazil’s Soy Moratorium. *Science* (80-.). 347, 377–378. <https://doi.org/10.1126/science.aaa0181>
- Gislason, P.O., Benediktsson, J.A., Sveinsson, J.R., 2006. Random forests for land cover classification. *Pattern Recognit. Lett.* 27, 294–300. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011>
- Goidts, E., Van Wesemael, B., Crucifix, M., 2009. Magnitude and sources of uncertainties in soil organic carbon (SOC) stock assessments at various scales. *Eur. J. Soil Sci.* 60, 723–739. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2009.01157.x>
- Guo, L.B., Gifford, R.M., 2002. Soil carbon stocks and land use change: A meta analysis. *Glob. Chang. Biol.* 8, 345–360. <https://doi.org/10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x>
- Hastier, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2009. *The Elements of Statistical Learning*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-98135-2>
- Hewitson, B.C., Crane, R.G., 1996. Climatic downscaling: techniques and application. *Clim. Res.* 7, 85–95.
- Hijmans, R.J., Cameron, S.E., Parra, J.L., Jones, P.G., Jarvis, A., 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *Int. J. Climatol.* 25, 1965–1978. <https://doi.org/10.1002/joc.1276>
- Hijmans, R.J., van Etter, J., Cheng, J., Mattiuzzi, M., Summer, M., Greenberg, J.A., Lamigueiro, O.P., Bevan, A., Racine, E.B., Shortridge, A., Ghosh, A., 2017. Package “raster” -Geographic Data Analysis and Modeling. R CRAN Proj.
- IBGE, 2006. Bases de dados da Amazônia Legal com os temas geologia, geomorfologia, pedologia e vegetação [WWW Document]. *Inst. Bras. Geogr. e Estatística*. URL http://downloads.ibge.gov.br/downloads_geociencias.htm (accessed 3.10.15).
- INMET, 2017. Gráficos da Estação Automática A135 - Boa Vista [WWW Document]. *Inst. Nac. Meteorol.*

- URL http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=home/page&page=rede_estacoes_auto_graf (accessed 4.9.18).
- INPE, 2017a. Instituto Nacional e Pesquisas Espaciais [WWW Document]. Banco Bados queimadas. - Monit. dos Focos Ativos por Estados. URL <https://prodwww-queimadas.dgi.inpe.br/bdqueimadas/>
- INPE, 2017b. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais [WWW Document]. Banco dados queimadas. BDqueimadas - Monit. dos Focos Ativos por Estados. URL http://www.inpe.br/queimadas/portal/estatistica_estados (accessed 10.7.17).
- INPE, 1989. Avaliação da Floresta Amazônica. São José dos Campos.
- Jeong, G., Oeverdieck, H., Park, S.J., Huwe, B., Ließ, M., 2017. Spatial soil nutrients prediction using three supervised learning methods for assessment of land potentials in complex terrain. *Catena* 154, 73–84. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.02.006>
- Kuhn, M., 2017. Classification and Regression with Random Forest. R package version 4.6-12, <http://CRAN.R-project.org/package=randomForest>
- Kuhn, A.M., Wing, J., Weston, S., Williams, A et al., 2018. The caret Package. *Classif. Regres. Train.* <ftp://mirrors.ucr.ac.cr/CRAN/web/packages/caret/caret.pdf>.
- Kuhn, M., Johnson, K., 2013. Applied predictive modeling, (VOL 26). ed. Springer, New York.
- Lal, R., 2016. Soil health and carbon management. *Food Energy Secur.* 5, 212–222. <https://doi.org/10.1002/fes3.96>
- Lameira, O.A., Coimbra, J.M., 1988. Levantamento e distribuição da precipitação em Roraima., (Boletim de Pesquisa n° 12).
- Lapola, D.M., Martinelli, L.A., Peres, C.A., Ometto, J.P.H.B., Ferreira, M.E., Nobre, C.A., Aguiar, A.P.D., Bustamante, M.M.C., Cardoso, M.F., Costa, M.H., Joly, C.A., Leite, C.C., Moutinho, P., Sampaio, G., Strassburg, B.B.N., Vieira, I.C.G., 2014. Pervasive transition of the Brazilian land-use system. *Nat. Clim. Chang.* 4, 27–35. <https://doi.org/10.1038/nclimate2056>
- Lathuillière, M.J., Miranda, E.J., Bulle, C., Couto, E.G., Johnson, M.S., 2017. Land occupation and transformation impacts of soybean production in Southern Amazonia, Brazil. *J. Clean. Prod.* 149, 680–689. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.02.120>
- Liaw, A., Wiener, M., 2002. Classification and Regression by randomForest. *R news* 2, 18–22. <https://doi.org/10.1177/154405910408300516>
- Ließ, M., Schmidt, J., Glaser, B., 2016. Improving the spatial prediction of soil organic carbon stocks in a complex tropical mountain landscape by methodological specifications in machine learning approaches. *PLoS One* 11, 1–22. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0153673>
- Liu, F., Zhang, G.-L., Sun, Y.-J., Zhao, Y.-G., Li, D.-C., 2013. Mapping the Three-Dimensional Distribution of Soil Organic Matter across a Subtropical Hilly Landscape. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 77, 1241. <https://doi.org/10.2136/sssaj2012.0317>
- Lynch, J.M., Schepers, J.S., Unver, I., 2003. Innovative Soil-Plant Systems for Sustainable Agricultural Practices, OECD. Ankara. <https://doi.org/10.1787/9789264099722-en>
- Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B., Laslett, G.M., 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma* 154, 138–152. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.10.007>
- Martin, M.P., Wattenbach, M., Smith, P., Meersmans, J., Jolivet, C., Boulonne, L., Arrouays, D., 2011. Spatial distribution of soil organic carbon stocks in France. *Biogeosciences* 8, 1053–1065. <https://doi.org/10.5194/bg-8-1053-2011>
- McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., Minasny, B., 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117, 3–52. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00223-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4)
- Mckenzie, N.J., Gallant, J.C., 2007. Chapter 24 Digital Soil Mapping with Improved Environmental Predictors and Models of Pedogenesis. *Dev. Soil Sci.* 31, 327–349. [https://doi.org/10.1016/S0166-2481\(06\)31024-0](https://doi.org/10.1016/S0166-2481(06)31024-0)
- McNider, R.T., Steeneveld, G.J., Holtslag, A.A.M., Pielke, R.A., Mackaro, S., Pour-Biazar, A., Walters, J., Nair, U., Christy, J., 2012. Response and sensitivity of the nocturnal boundary layer over land to added longwave radiative forcing. *J. Geophys. Res. Atmos.* 117, 1–23. <https://doi.org/10.1029/2012JD>
- Meinshausen, N., 2006. Quantile Regression Forests. *J. Mach. Learn. Res.* 7, 983–999. <https://doi.org/10.1111/j.1541-0420.2010.01521.x>
- Melo, V.F., Francelino, M.R., Fernandes Filho, E.I., Schaefer, C.E.G.R., 2005. Unidades Geoambientais da Região do Apiaú, Roraima. *Bol. Mus. Para. Emílio Goeldi. Ser Ciências Naturais.* 1, 127–138.
- Mendonça-Santos, M.D.L., Dart, R.D.O., Santos, H.G., Coelho, M.R., Berbara, R.L.L., Lumberras, J.F., 2010. Digital Soil Mapping of topsoil organic carbon content of Rio de Janeiro State, Brazil, in: *Digital Soil Mapping*. Springer, Dordrecht, pp. 255–266. <https://doi.org/10.1007/978-90-481-8863-5>
- Mendonça, B.A.F. de, Fernandes, E.I.F., Schaefer, C.E.G.R., Simas, F.N.B., Vale Júnior, J.F., Lisboa, B.A.R., Mendonça, J.G.F. de, 2013. SOLOS E GEOAMBIENTES DO PARQUE NACIONAL DO

- VIRUÁ E ENTORNO, RORAIMA: VISÃO INTEGRADA DA PAISAGEM E SERVIÇO AMBIENTAL. *Ciência Florest.* 23, 429–444.
- Minasny, B., McBratney, A.B., Malone, B.P., Wheeler, I., 2013. Chapter One–Digital Mapping of Soil Carbon. *BS AGRON* 118, 1–47. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-405942-9.00001-3>
- Moraes, J.F.L., Neill, C., Volkoff, B., Cerri, C.C., Melillo, J., Lima, V.C., Steudler, P. a., 2002. Soil carbon and nitrogen stocks following forest conversion to pasture in the Western Brazilian Amazon Basin. *Acta Sci.* 24, 1369–1376.
- Mulla, D., McBratney, A.B., 2002. Soil spatial variability, in: *Soil Physics Companion*. CRC PRESS LLC, p. 343.
- Müller, D., Leitão, P.J., Sikor, T., 2013. Comparing the determinants of cropland abandonment in Albania and Romania using boosted regression trees. *Agric. Syst.* 117, 66–77. <https://doi.org/10.1016/j.agry.2012.12.010>
- Nobre, C.A., Sampaio, G., Borma, L.S., Castilla-Rubio, J.C., Silva, J.S., Cardoso, M., 2016. Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 113, 10759–10768. <https://doi.org/10.1073/pnas.1605516113>
- Ogle, S.M., Jay Breidt, F., Easter, M., Williams, S., Killian, K., Paustian, K., 2010. Scale and uncertainty in modeled soil organic carbon stock changes for US croplands using a process-based model. *Glob. Chang. Biol.* 16, 810–822. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2009.01951.x>
- Parker, D.E., 2006. A demonstration that large-scale warming is not urban. *J. Clim.* 19, 2882–2895. <https://doi.org/10.1175/JCLI3730.1>
- Pedroso-Junior, N.N., Adams, C., Murrieta, R.. S.S., 2008. Slash-and-burn agriculture: A system in transformation. *Bol. Mus. Para. Emílio Goeldi* 3, 153–174. <https://doi.org/10.1590/S1981-81222008000200003>
- Pribyl, D.W., 2010. A critical review of the conventional SOC to SOM conversion factor. *Geoderma* 156, 75–83. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.02.003>
- R Core Team, 2017. A language and environment for statistical computing. *R Found. Stat. Comput.*
- RADAMBRASIL, 1986. Levantamento de Recursos Naturais da Secretaria de Planejamento da Previdência da República. IBGE.
- RADAMBRASIL, 1975. FOLHA NA.20 BOA VISTA E PARTE DAS FOLHAS NA.21 TUMUCUMAQUE, NB.20 RORAIMA E NB.21. GEOLOGIA, GEOMORFOLOGIA, PEDOLOGIA, VEGETAÇÃO E USO POTENCIAL DA TERRA. Ministério das Minas e Energia (Levantamento dos Recursos Naturais , 8), Rio de Janeiro.
- Ramifehiarivo, N., Brossard, M., Grinand, C., Andriamananjara, A., Razafimbelo, T., Rasolohery, A., Razafimahatratra, H., Seyler, F., Ranaivoson, N., Rabenarivo, M., Albrecht, A., Razafindrabe, F., Razakamanarivo, H., 2017. Mapping soil organic carbon on a national scale: Towards an improved and updated map of Madagascar. *Geoderma Reg.* 9, 29–38. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2016.12.002>
- Rittl, T.F., Oliveira, D., Cerri, C.E.P., 2017. Soil carbon stock changes under different land uses in the Amazon. *Geoderma Reg.* 10, 138–143. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.07.004>
- Rodrigues, P.M.S., Schaefer, C.E.G.R., Corrêa, G.R., Campos, P.V., Neri, A.V., 2015. Solos, relevo e vegetação determinam os geoambientes de unidade de conservação do norte de Minas Gerais, Brasil. *Neotrop. Biol. Conserv.* 10, 31–42. <https://doi.org/10.4013/nbc.2015.101.05>
- Roonwal, G.S., 2018. Mineral Exploration: Practical Application, in: *Remote Sensing in Mineral Exploration*. Springer, Singapore, pp. 119–153. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-981-10-5604-8_4
- Rouse, J., Hass, R., Schell, J., Deering, D., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, in: Franden, S., Marcanti, E., Becker, M. (Ed.), *Third ERTS-1 Symposium*. Washington D.C., pp. 309–317.
- Sabins, F.F., 1999. Remote sensing for mineral exploration. *Ore Geol. Rev.* 14, 157–183. [https://doi.org/10.1016/S0169-1368\(99\)00007-4](https://doi.org/10.1016/S0169-1368(99)00007-4)
- Santos, H.G., Jacomine, P.K.T., Anjos, L.H.C. dos, Oliveira, V.A. de, Lumbreras, J.F., Coelho, M., Almeida, J.A. de, Cunha, T.J.F., Oliveira, J.B. de, 2013. Sistema brasileiro de classificação de solos, 3º ed, Embrapa Solos. Embrapa, Brasília. [https://doi.org/ISBN 978-85-7035-198-2](https://doi.org/ISBN%20978-85-7035-198-2)
- Santos, J.R.S., 2010. A critical review of the conventional SOC to SOM conversion factor. *Geoderma* 156, 75–83. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.02.003>
- Schaefer, C.E.G.R., do Amaral, E.F., Mendonça, B.A.F., Oliveira, H., Lani, J.L., Costa, L.M., Fernandes Filho, E.I., 2008. Soil and vegetation carbon stocks in Brazilian Western Amazonia: Relationships and ecological implications for natural landscapes. *Environ. Monit. Assess.* 140, 279–289. <https://doi.org/10.1007/s10661-007-9866-0>
- Shabou, M., Mougnot, B., Chabaane, Z., Walter, C., Boulet, G., Aissa, N., Zribi, M., 2015. Soil Clay Content Mapping Using a Time Series of Landsat TM Data in Semi-Arid Lands. *Remote Sens.* 7,

- 6059–6078. <https://doi.org/10.3390/rs70506059>
- Sober, E., 2002. Instrumentalism, Parsimony, and the Akaike Framework. *Philos. Sci.* 69, 112–123.
- Soil Survey Staff, 2014. Keys to soil taxonomy, Soil Conservation Service. <https://doi.org/10.1109/TIP.2005.854494>
- Soil Survey Staff, 1999. Soil Taxonomy -A Basic System of Soil Classification for Making and Interpreting Soil Surveys, 2nd ed. Natural Resources Conservation Service U.S. Department of Agriculture Handbook, EUA. <https://doi.org/10.1017/S0016756800045489>
- Sreenivas, K., Sujatha, G., Sudhir, K., Kiran, D.V., Fyzee, M.A., Ravisankar, T., Dadhwal, V.K., 2014. Spatial Assessment of Soil Organic Carbon Density Through Random Forests Based Imputation. *J. Indian Soc. Remote Sens.* 42, 577–587. <https://doi.org/10.1007/s12524-013-0332-x>
- Stevens, A., Nocita, M., Tóth, G., Montanarella, L., van Wesemael, B., 2013. Prediction of Soil Organic Carbon at the European Scale by Visible and Near InfraRed Reflectance Spectroscopy. *PLoS One* 8. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0066409>
- Steyerberg, E.W., Bleeker, S.E., Moll, H.A., Grobbee, D.E., Moons, K.G.M., 2003. Internal and external validation of predictive models: A simulation study of bias and precision in small samples. *J. Clin. Epidemiol.* 56, 441–447. [https://doi.org/10.1016/S0895-4356\(03\)00047-7](https://doi.org/10.1016/S0895-4356(03)00047-7)
- Stromgaard, P., 1984. The immediate effect of burning and ash-fertilization. *Plant Soil* 80, 307–320. <https://doi.org/10.1007/BF02140038>
- Sullivan, D., 2009. Google Earth Pro [WWW Document]. EContent.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., Kerry, R., 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma* 266, 98–110. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.12.003>
- Trumbore, S. & Camargo, P.B., 2009. Dinâmica do Carbono do Solo. *Amaz. Glob. Chang.* 451–462. <https://doi.org/10.1029/2008GM000741>
- Trumbore, S.E., Hartmann, H., 2015. Forest health and global change. *Science* (80-.). 349, 814–818. <https://doi.org/10.1126/science.aac6759>
- Turner, D., Lucieer, A., Malenovský, Z., King, D., Robinson, S.A., 2018. Assessment of Antarctic moss health from multi-sensor UAS imagery with Random Forest Modelling. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 68, 168–179. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.01.004>
- Urquiza, M., Melo, V.F., Francelino, M.R., Schaefer, C.E.G.R., Souza, E. de, Barbosa, R.I., Santiago, M.M., Araújo, T.H.C., Maia, S.S., 2018. Anthropic Processes and Land-Use Change During 33 Years in Roraima, Northern Amazonia. *J. Agric. Sci.* 10, 426–442. <https://doi.org/10.5539/jas.v10n7p426>
- van der Werff, H., van der Meer, F., 2016. Sentinel-2A MSI and Landsat 8 OLI provide data continuity for geological remote sensing. *Remote Sens.* 8. <https://doi.org/10.3390/rs8110883>
- Vasques, G. de M., Dart, R. de O., Baca, J.F.M., Ceddia, M.B., Mendonça Santos, M. de L., 2017. Mapa de estoque de carbono orgânico do solo (COS) a 0-30 cm do Brasil [WWW Document]. Embrapa. URL <http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/170959/1/Estoque-Carbono-do-Brasil-0-30cm-05-12-2017-ANjKs8W.jpg>
- Vieira, S., Trumbore, S., Camargo, P.B., Selhorst, D., Chambers, J.Q., Higuchi, N., Martinelli, L.A., 2005. Slow growth rates of Amazonian trees: Consequences for carbon cycling. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 102, 18502–18507. <https://doi.org/10.1073/pnas.0505966102>
- Wang, J., Pan, X., Liu, Y., Zhang, X., Xiong, Z., 2012. Effects of biochar amendment in two soils on greenhouse gas emissions and crop production. *Plant Soil* 360, 287–298. <https://doi.org/10.1007/s11104-012-1250-3>
- Wang, S., Wang, Q., Adhikari, K., Jia, S., Jin, X., Liu, H., 2016. Spatial-Temporal Changes of Soil Organic Carbon Content in Wafangdian, China. *Sustainability* 8, 1154. <https://doi.org/10.3390/su8111154>
- Wang, S., Zhuang, Q., Wang, Q., Jin, X., Han, C., 2017. Mapping stocks of soil organic carbon and soil total nitrogen in Liaoning Province of China. *Geoderma* 305, 250–263. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.05.048>
- Wei, T., Simko, V., Levy, M., Xie, Y., Jin, Y., Zemla, J., 2017. Title Visualization of a Correlation Matrix.
- Were, K., Bui, D.T., Dick, Ø.B., Singh, B.R., 2015. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afrotropical landscape. *Ecol. Indic.* 52, 394–403. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.12.028>
- Wickham, H., Francois, R., Henry, L., Muller, K., 2017. dplyr: A Grammar of Data Manipulation.
- Wiesmeier, M., Barthold, F., Blank, B., Kögel-Knabner, I., 2011. Digital mapping of soil organic matter stocks using Random Forest modeling in a semi-arid steppe ecosystem. *Plant Soil* 340, 7–24. <https://doi.org/10.1007/s11104-010-0425-z>
- Wilby, R.L., Wigley, T.M.L., 1997. Downscaling general circulation model output: a review of methods and limitations. *Prog. Phys. Geogr. Earth Environ.* 21, 530–548.

- <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/030913339702100403>
- Wilson, P.J., Gallant, C.J., 2000. *Terrain Analysis: Principles and Applications*. Wiley, New York.
- Yang, R.M., Zhang, G.L., Liu, F., Lu, Y.Y., Yang, F., Yang, F., Yang, M., Zhao, Y.G., Li, D.C., 2016. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecol. Indic.* 60, 870–878. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.08.036>
- Yang, X., Blagodatsky, S., Lippe, M., Liu, F., Hammond, J., Xu, J., Cadisch, G., 2016. Land-use change impact on time-averaged carbon balances: Rubber expansion and reforestation in a biosphere reserve, South-West China. *For. Ecol. Manage.* 372, 149–163. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.04.009>
- Zumel, N., Mount, J., 2016. vtreat: a data.frame Processor for Predictive Modeling. vtreat a data.frame Process. *Predict. Model.*
- Zwiers, F.W., Zhang, X., Feng, Y., 2011. Anthropogenic influence on long return period daily temperature extremes at regional scales. *J. Clim.* 24, 881–892. <https://doi.org/10.1175/2010JCLI3908.1>

Capítulo 3

Modelagem da marcha antrópica na Amazônia setentrional e os efeitos aos estoques de carbono orgânico no solo

Manuscrito formatado para submissão ao periódico *Ecological Modelling*

Resumo

Modelos de mudanças de uso na dimensão espaço-tempo quando acoplados a variáveis climáticas podem ajudar a investigar os efeitos da marcha antrópica sobre os estoques de carbono orgânico nos solos. Os objetivos do estudo foram: (i) apresentar as mudanças de uso da terra ocorridas entre os anos 1984 e 2017, (ii) modelar os processos antrópicos mais relevantes, fornecendo um cenário de prognose das mudanças até o ano de 2047, e (iii) estimar o efeito das mudanças sobre o estoque de carbono orgânico total do solo para os anos 1984 e 2047. A hipótese é que mudanças no uso da terra ocorridas no período de 33 anos teriam determinado alterações nestes estoques, em uma singular conformação ambiental de florestas, savanas e campinaranas, na região central de Roraima (norte Amazônico). Sete classes de uso foram identificadas e processadas a partir da interpretação de cenas do sensor TM do *Landsat 5* (1984) e *Landsat 8/OLI* (2017). A modelagem das áreas transicionais/persistências e tendências de mudanças foi processada com o uso da extensão *Land Change Modeller* (LCM) for ArcGis. O cenário de prognose, modelado para o ano 2047, utilizou as cadeias de Markov para observar dinâmica das transições no uso da terra. O cenário predito (2047) apresenta-se caracterizado principalmente pela conversão de florestas em pastagens, mantendo-se o processo atual de alteração da cobertura do solo, cujas perdas estimadas em 3,1 Tg nos estoques de COT confirmaram as sequelas e o passivo ambiental gerado com mudanças de uso da terra, validando a hipótese formulada. Estudos complementares são necessários para avaliar os requisitos e impactos que o desenvolvimento agropecuário sem parcimônia promove ao legado intransferível da região Amazônica, os solos e a biodiversidade.

Palavras-chave: agricultura itinerante, desmatamento, ocupação da terra e *Land Change Modeler*

1. Introdução

O propósito para o qual os seres humanos empregam as terras e seus recursos naturais frequentemente está associado ao termo uso da terra (Mishra et al., 2014). As mudanças no uso da terra são consideradas como tendência ecológica global (Agarwal et al., 2000) e referem-se além da evolução natural dos ambientes, àquelas promovidas pela intervenção antrópica. Essas mudanças têm repercussão importante nos ecossistemas terrestres (Lambin et al., 2001; Laurance, 2007; Trumbore et al., 2015) e, mais recentemente, nas variações climáticas (Nobre et al., 2016), pelos efeitos que essas exercem sobre equilíbrio natural dos processos ambientais bióticos e abióticos, alterando a disponibilidade de nutrientes e a fertilidade dos solos (Barros et al., 2018). Além disso, estudos apontam efeitos no aumento da erosão nos solos (Anache et al., 2018), na modificação no regime de chuvas (Couto-Santos et al., 2014) e alterações na ciclagem e armazenamento do carbono orgânico no solo (C) (Amadou et al., 2018; Follett et al., 2012).

Hermon (2012) afirma que os estoques de C na cobertura florestal são relativamente maiores do que qualquer outro tipo de cobertura da terra e traz à luz três séculos da problemática das conversões de uso da terra, dirigidas pela conversão de florestas em pastagens, e pastagens para outros usos (Barona et al., 2010; Meiyappan et al., 2014; Ramankutty and Foley, 1999). As conversões de terras com vegetação de Cerrado nativo do bioma Amazônico em pastagens, tem alterado propriedades físico-hídricas dos solos e a evapotranspiração nesses ambientes (Nóbrega et al., 2017). Ainda que prevaleçam as pastagens cultivadas nas grandes áreas de cerrado, as áreas de formações abertas não-florestais também têm sido usadas como pastos (Garcia et al., 2017).

A dinâmica do uso da terra vem sendo estudada há décadas por meio de imagens (orbitais e sub-orbitais), e a evolução constante das ferramentas computacionais têm auxiliado na implementação de metodologias mais robustas e sob novos paradigmas. Essas constantes evoluções propiciaram um grande salto à ciência da modelagem, resultando em uma gama de modelos capazes de incorporar aspectos temporais e espaciais, características dinâmicas e estáticas das variáveis, permitindo deduções de resultados para escalas globais ou regionais, e oferecendo possibilidades distintas para interpretação e validação da modelagem, pelo escopo heterogêneo (Aguiar et al., 2007) de variáveis que os modelos buscam incorporar (Aguiar et al., 2007; Verburg et al., 2008).

Apesar dos esforços e do aumento de modelagens disponíveis para representar as mudanças de uso da terra, estabelecer comparações de performance não é uma tarefa fácil, haja vista que diferenças metodológicas podem conduzir a diferentes precisões na representação espacial e numérica do comportamento de cada classe de uso (Mas et al., 2014; Verburg et al., 2006; Wu and Webster, 2000). Ainda assim, um grande número de estudos destaca que variáveis como elevação, declividade, população, indicadores econômicos, distância das estradas, distância dos centros urbanos, entre outras, são os principais vetores envolvidos nas mudanças de uso

da terra (Al-sharif and Pradhan, 2014; Han et al., 2015; Kim et al., 2014; Lin et al., 2008; Iizuka et al., 2017; Millington et al., 2007; Raghuvanshi et al., 2015).

Modelos descritivos baseados em regressão logística são uma ferramenta exploratória para testar a existência de ligações entre a mudança de uso da terra e fatores ambientais explicitados por um determinado conjunto de variáveis (Schneider and Pontius, 2001). Variáveis espaciais são definidas como critérios e suas informações são combinadas para criar um único índice de avaliação, semelhante à estimativa de uma probabilidade, *Relative Operating Characteristic* (ROC) (Schneider and Pontius, 2001). O ROC é um método amplamente utilizado para avaliar o ajuste de modelos de mudanças de uso das terras, distribuições de espécies e nichos ecológicos (Pontius and Parmentier, 2014). Empregando a regressão logística (RL), foram modelados processos relacionados à influência do abandono da terra sobre o reflorestamento natural em uma região montanhosa na França, e obtidos performance acima de 70% em todas as modelagens (Houet et al., 2015). Mudanças do uso da terra podem ser preditas combinando estatísticas espaciais e modelos com dados espacialmente explícitos em um sistema de informação, integrando-se os softwares R (R Core Team, 2017) ArcGis (ESRI, 2016) e o *Land Change Modeler* (LCM) (Eastman, 2006).

Por meio de uma modelagem paramétrica é possível realizar análises de mudança de uso da terra (Mas et al., 2014), modelagem potencial da transição terrestre, previsão de mudanças (Sangermano et al., 2010) e elaboração de cenários futuros (Areendran et al., 2013; Eckert et al., 2011). O LCM incorpora ferramentas para avaliação e abstração das mudanças de uso da terra, as quais podem servir ao planejamento de terras e dar suporte a decisões na avaliação de estratégias de conservação florestal e do cenário de impacto sobre o C orgânico do solo e suas emissões líquidas à atmosfera. Os modelos gerados podem também prever cenários futuros quanto às mudanças de uso da terra, baseados em variáveis *drives* (dinâmicas e estáticas) previamente selecionadas pela importância dada à evolução dos processos investigados (Houet et al., 2015), utilizando as Cadeias de Markov (CA) (Markov, 1971).

Desta forma, igualmente importante ao monitoramento das mudanças de uso da terra é anteciparmos possíveis cenários de mudanças, o que possibilita mediar ações sobre as consequências negativas observadas. Para tal, modelagens baseadas nas CA (Markov, 1971) cumprem de forma satisfatória o caráter explorador da modelagem, e baseiam-se na condição inicial e final de um determinado evento ou processo para estabelecer um modelo, considerando o regime estacionário dos dados. Sayemuzzaman and Jha (2014) modelaram com base nas CA a evolução da atividade agrícola (20%) e as perdas florestais (17%) em uma região da Carolina do Norte (EUA), cujo índice ROC variou entre 0,83 e 0,89 nas simulações realizadas. Fathizad et al. (2015), encontraram resultados satisfatórios quanto à perda de cenários de mudança em região semi-árida do Irã, com 83% de performance e precisão de 50,8% nas modelagens das transições. Mishra et al. (2014), ao avaliarem mudanças em Muzaffarpur, na Índia, obtiveram precisão de 72,28% na predição das mudanças.

Sob essa perspectiva, o presente estudo objetiva responder algumas questões de pesquisas relacionadas à evolução e tendência de mudança de uso da terra em uma área de florestas com contato ecotonal no norte da Amazônia brasileira, sendo: (i) Quais as mudanças de uso da terra ocorridas entre os anos 1984 e 2017?; Quais as taxas de mudanças e persistências?; (ii) Quais os processos antrópicos mais relevantes às mudanças ocorridas no uso da terra e os modelos que os representam?, e Qual o prognóstico das mudanças de uso para o ano 2047? e (iii) Quais os impactos das mudanças de uso sobre os estoques totais de carbono orgânico no solo considerando o uso remanescente a 1984?

Espera-se que os resultados encontrados possam validar a hipótese de que o processo evolutivo, nos 33 anos observados do ambiente, tenha experimentado mudanças no uso da terra que foram determinantes para variações no estoque de carbono orgânico total no solo, bem como trazer discussões que auxiliem estudos futuros sobre os efeitos da evolução dos ambientes pela marcha antrópica aos estoques de carbono orgânico dos solos.

2. Materiais e Método

2.1. Área de estudo

A área de estudo localiza-se no extremo norte da Amazônia brasileira, e envolve aproximadamente 3257 km² com elevações altitude entre 54 e 1495 m (Fig. 1). De acordo com o sistema de classificação de Köppen, o clima é tropical chuvoso (“Am”) com uma estação seca bem definida (outubro a março), e elevado índice pluviométrico, com média anual de 1700 mm (Bastos, 1982). A temperatura anual varia de 22 °C a 34 °C com média de 28 °C (Lameira and Coimbra, 1988).

A declividade na região varia de plano a suave ondulado e ondulado, com ocorrência de elevações em relevo forte ondulado (Fig. 2A). Os solos são originários de rochas Pré-cambrianas (Proterozóicas) quartzo monzoníticos e quartzo sienito, gnaisses, granodioritos, hornblenda-biotita, arnotosito e charnockitos) e sedimentos Quaternários (depósitos aluvianares e coluvianares argilo-arenosos e arenosos (CPRM, 1999; IBGE, 2006) (Fig. 2B).

Seis unidades geoambientais compõem a região (Melo et al., 2005) e classificam-se como: Unidade 1 - Maciços residuais dissecados do baixo Mucajaí, Unidade 2 - Patamares residuais rebaixados com rebordos escarpados; Unidade 3 - Superfície pediplanada da confluência Mucajaí – Rio Branco; Unidade 4 - Tabuleiros sedimentares transicionais Floresta/Cerrado; Unidade 5 - Terras baixas com drenagem intermitente; e Unidade 6 - Planície fluvial (Fig. 2C).

De acordo com o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos - SiBCS (Santos et al., 2013) e a base de dados pedológica dos recursos naturais da Amazônia Legal (IBGE, 2006), os Argissolos amarelos e Vermelho-Amarelos são predominantes, seguidos por Latossolos e associações, além de grande faixa de Neossolos Litólicos, (Fig. 2D).

A vegetação é composta por diferentes tipos de florestas (ombrófilas e estacionais) (RADAMBRASIL, 1975), entremeadas por enclaves de vegetação natural não-florestal (VNNF) que ocupam 3% do mosaico vegetacional (Urquiza et al., 2018) com Campinaranas e uma específica faixa de savana do estado de Roraima, que guarda peculiaridades sobre os fatores condicionantes para sua expressão no ambiente ecotonal, com especificidades de fauna e flora e limites geográficos complexos (Barbosa and Campos, 2011).

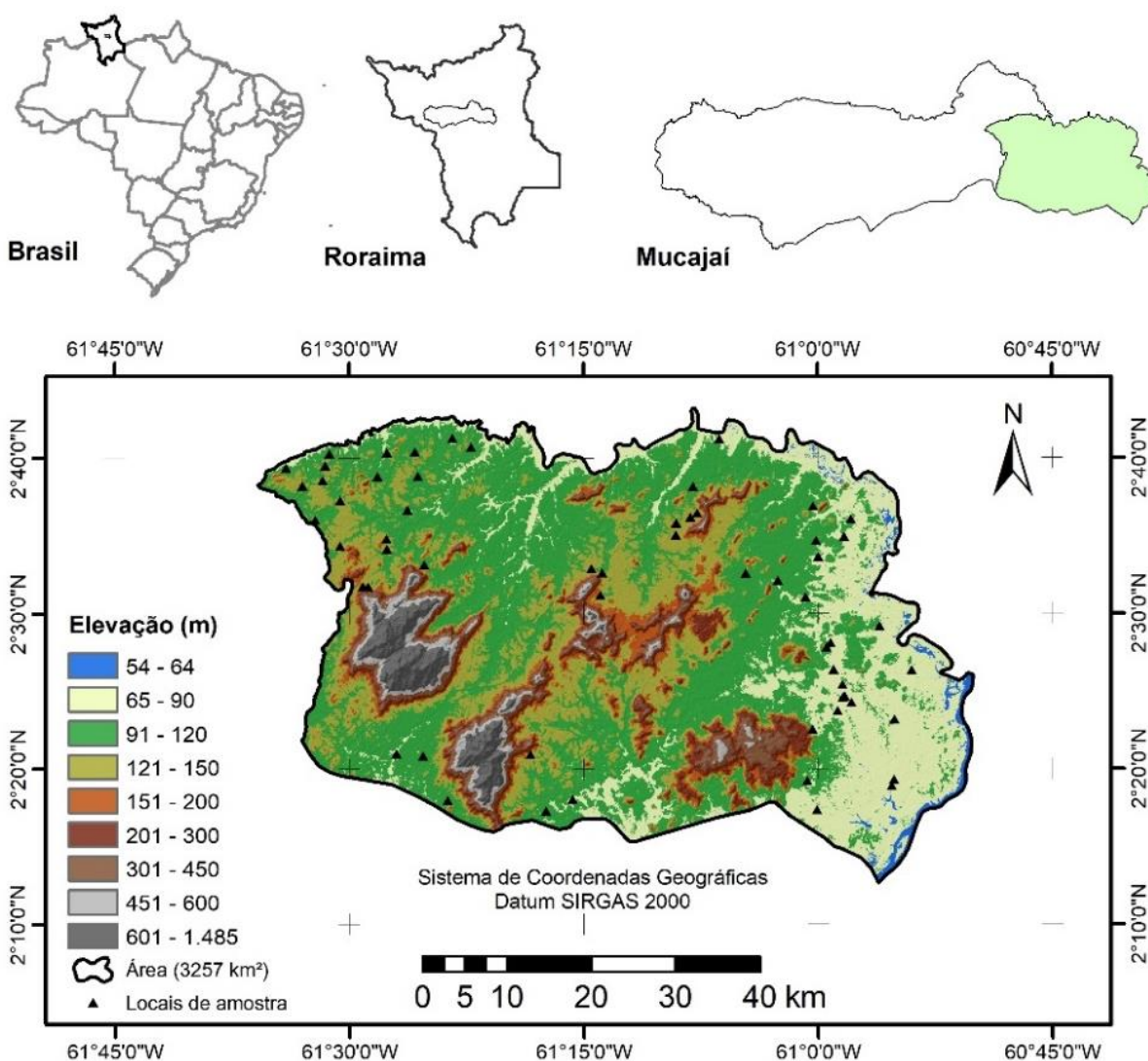


Fig. 1. Localização da área de estudo e altimetria (Modelo Digital de Elevação) com resolução de 30 m.

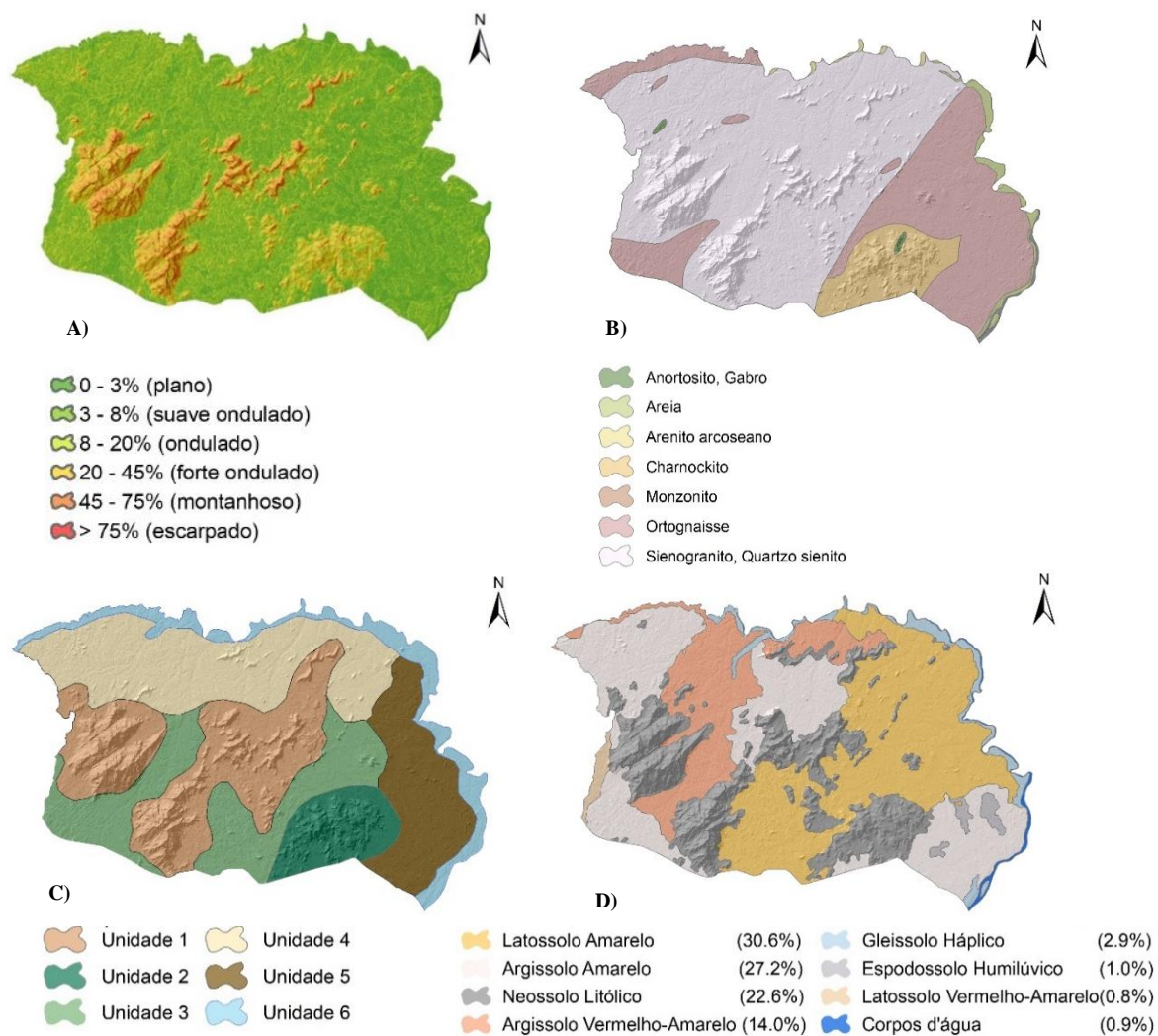


Fig. 2. Caracterização da área de estudo com ênfase na A) declividade, B) Litologia (IBGE, 2006), C) geoambientes (Melo et al., 2005) e D) classes de solos e respectivos percentuais (IBGE, 2006).

2.2. Banco de dados e Processamento

Considerando os referencias teóricos observados, análises exploratórias foram conduzidas com 145 variáveis auxiliares de seis categorias distintas, representando alguns dos fatores determinantes às mudanças de uso da terra (Tabela 1).

Tabela 1.

Tipos de variáveis auxiliares utilizadas no estudo.

Tipo	Tipo	Nº de variáveis	Fonte
Topográfica	T	46	Conrad et al. (2015)
Climática	C	67	Hijmans et al. (2005)
Derivada de dados de satélite	S	25	Roonwal (2018), Rouse et al. (1974), Sabins (1999), van der Werff and van der Meer (2016)
Uso da terra	U	2	(Urquiza et al., 2018)
Solo	SO	1	IBGE (2006)
Distâncias	D	4	Godar et al. (2012), Iizuka et al. (2017), Santos and Piroli (2015), Silvestrini et al. (2011)
Total		145	

Foram consideradas também as principais atividades fins da região de estudo (pecuária e agricultura familiar) (Urquiza et al., 2018) e características ambientais para o acúmulo/perda de carbono do solo, em razão das indagações neste estudo acerca do possível impacto que as mudanças de uso promovem sobre os estoques de carbono orgânico total no solo.

2.2.1. Variáveis morfológicas

O modelo digital de elevação (MDE), representando a altimetria da área de estudo, foi processado com base nas cenas obtidas (n02_w061_1arc_v3 e n02_w062_1arc_v3) da *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) com resolução de dados bruto de 1 segundo de arco (aproximadamente 30 m) e disponíveis no portal *Earth Explorer* do *United States Geological Survey* (USGS). Variáveis morfológicas derivadas do MDE foram processadas por meio do Sistema de Análises Geocientíficas Automatizadas (SAGA) (Conrad et al., 2015).

2.2.2. Variáveis climáticas

Para este estudo foi utilizada a base de dados climática *WorldClim* (Hijmans et al., 2005) considerando dados com resolução de 30 arco-segundo ($\cong 1$ km). A técnica de pós-processamento *downscaling* (Hewitson and Crane, 1996; Wilby and Wigley, 1997) foi utilizada para diminuição da escala espacial à resolução de pixel de 30 m.

2.2.3. Dados derivados de sensores orbitais (satélite)

Para as imagens orbitais, sete índices foram gerados (Tabela 2) a partir de operações aritméticas entre as bandas espectrais, por expressarem o estado da vegetação e do teor de atributos mineralógicos do solo (Shabou et al., 2015) e podem guardar relação entre as transições de uso, especialmente sobre a aptidão agrícola. As bandas de 1 a 7 (com exceção da banda Termal, 6) das imagens dos sensores satélite Landsat 5/TM e as bandas de 1 a 7 do sensor Landsat 8/OLI, órbita/ponto 232/58, disponibilizadas pelo *United States Geological Survey* (USGS), para os anos 1984, 1994, 2004, 2014 e 2017, foram avaliadas para a predição. Todas as bandas foram adquiridas com correções geométricas e atmosféricas. O índice NDVI (Rouse et al., 1974) em geral é um bom indicador de produção ecológica e tem sido usado com sucesso para a predição de carbono orgânico no solo (Sreenivas et al., 2014) e como indicador das mudanças de uso, por ser fortemente relacionado à existência e condição da vegetação (Liu et al., 2013; X. Yang et al., 2016).

Tabela 2.

Relação entre as bandas do Landsat 5/TM (Thematic Mapper) e Landsat 8 OLI (Operational Land Imager) para o cálculo de índices importantes ao mapeamento mineralógico (Roonwal, 2018) análoga ao proposto por Sabins (1999) e adaptada de van der Werff and van der Meer (2016).

Índice	Razão de bandas	Sensor Landsat	Data
Todos os óxidos de ferro	(4-2)/(4+2)	8/OLI	10/01/2017
Óxidos de ferro ferroso	(4-6)/(4+6)	8/OLI	10/01/2017
Ferro férrico, Fe ³⁺	(4-3)/(4+3)	8/OLI	10/01/2017
Silicatos ferrosos	(7-6)/(7+6)	8/OLI	10/01/2017
Óxidos férricos	(6-5)/(6+5)	8/OLI	10/01/2017
Argila no solo	(6-7)/(6+7)	8/OLI	10/01/2017
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(5-4)/(5+4)	8/OLI	10/01/2017
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(5-4)/(5+4)	8/OLI	19/02/2014
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(4-3)/(4+3)	5/TM	21/04/1984
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(4-3)/(4+3)	5/TM	11/01/1994
Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI)	(4-3)/(4+3)	5/TM	11/03/2004

2.2.4. Uso da terra

Imagens dos sensores Landsat 5/TM e Landsat 8/OLI, para os anos 1984 (21/04), e 2017(10/01), foram selecionadas e classificadas (Urquiza et al., 2018) quanto ao uso do solo no software ArcGis versão 10.4.1 (ESRI, 2016). Para o ano 1984, foi realizada uma classificação não supervisionada pelo algoritmo *IsoCluster*. Posteriormente, todas as feições foram editadas manualmente com base na interpretação das feições

reconhecidas no campo e com o apoio das imagens disponíveis na plataforma *Google Earth Pro*, o que permitiu identificar sete classes de uso: Floresta (FLO), Agropecuária (AGR), Vegetação Natural Não-Florestal (VNNF), Corpos d'água (AGU), Urbana (URB), Outros (OUT) e Floresta Impactada pelo Fogo (FIF). Para a cena de 2017 foi conduzida uma classificação supervisionada com o algoritmo *Maxver* (Máxima Verossimilhança) e 80 pontos com coordenadas geográficas obtidas em campo utilizadas para as etapas de treinamento (56 pontos) e de validação (24 pontos) da classificação, com amostras de 4 pixels de tamanho para as mesmas classes utilizadas no ano 1984. O índice de exatidão global (EG) e o índice Kappa (K) (Card, 1982; Congalton, 1991) foram gerados para a avaliação da precisão da classificação referente ao ano 2017. Os mapas gerados pelas classificações foram vetorizados e as áreas foram quantificadas, em hectares (ha), assim como os percentuais (%) referentes a cada um dos usos mapeados. Todos os materiais foram produzidos para uso na escala até 1:60000, sob o Datum Sirgas 2000 e coordenadas métricas na projeção UTM zona 20 N.

2.2.5. Classes de solos

Informações sobre as propriedades dos solos, tipos e sua distribuição na paisagem, têm sido avaliadas (Malone et al., 2009) pela relevância à identificação de cenários mais favoráveis ao desenvolvimento urbano, agrícola e agropecuário (DeFries et al., 2004; McBratney et al., 2003), visto que a expansão agropecuária responde pela atividade mais atuante nas mudanças de uso da terra na região Amazônica (Fearnside, 2017; Gibbs et al., 2015; Lathuillière et al., 2017; Mendonça et al., 2012). Neste sentido, obteve-se um recorte referente à área de estudo da base de dados georreferenciada de recursos naturais da Amazônia Legal onde os mapeamentos realizados (RADAMBRASIL, 1986) foram atualizados para a escala 1:250000 (IBGE, 2006). Esse recorte foi reprojetoado sob o DATUM SIRGAS 2000, no sistema de projeção UTM, zona 20N. Sete classes de solos foram identificadas, classificadas conforme o SiBCS (Santos et al., 2013) e convertidas em um arquivo raster (30 m).

2.2.6. Distâncias

Diversos estudos retratam o potencial do uso da variável distâncias (*buffers*) aos eventos ou classes de uso da terra em que pretende-se monitorar a dinâmica temporal (Aguiar et al., 2016; Godar et al., 2012; Lizuka et al., 2017; Ruhoff et al., 2010). Para este estudo foram processadas as distâncias euclidianas no ArcGis, referentes arquivos vetoriais das estradas e da malha hidrográfica, ambas disponíveis na base de dados de Roraima na escala 1:100000 (IBGE, 2011) além das distâncias referentes as sete classes de uso avaliadas em Urquiza et al. (2018).

2.3. Seleção de Variáveis

O software R (R Core Team, 2017) foi utilizado para a realização dos testes de correlação entre as variáveis. Com base no nível de correlação de Pearson (98%), duas a duas as 145 variáveis auxiliares foram comparadas com todo banco de dados, sendo excluídas aquelas que obtiveram correlação >98% com as demais. As variáveis que apresentaram correlação superior a 98% (duplas) foram separadas e avaliadas com todas as outras por colinearidade, sendo aquela de maior colinearidade retirada do banco de dados. Esse passo foi realizado com o uso do procedimento *findCorrelation* contido no pacote *caret* (Kuhn et al., 2008) do software R. A técnica de *Random Forest-Recursive Feature Elimination* (RF-RFE) foi empregada com objetivo de selecionar o menor subconjunto de preditores possível e com uma determinada capacidade de espacialização (Jeong et al., 2017; Stevens et al., 2013).

Neste estudo foi adotado o critério de penalização de até 3% abaixo do melhor coeficiente de determinação (R^2) encontrado entre os subconjuntos de variáveis testados, considerando o princípio da parcimônia (Wheeler and Tiefelsdorf, 2005) para redução de redundância e complexidade no processamento dos dados (R.M. Yang et al., 2016) e da dimensionalidade do conjunto de variáveis analisadas.

2.4. Modelagem - Land Change Modeler (LCM)

Todas as variáveis elencadas na etapa de seleção foram convertidas para arquivos *rasters* com pixel de 30 m do tipo *16 bits signed integer* para serem inseridas no software LCM, para a modelagem paramétrica das mudanças de uso. O fluxograma apresentado (Fig. 3) sintetiza as três etapas (análise, modelagem e predição), em que foi empregado o LCM, destacando os passos e resultados mais relevantes avaliados neste estudo.

2.4.1. Análises de Mudanças

O LCM for ArcGis foi empregado na análise da dinâmica do uso da terra entre as classes (Floresta (FLO), Agropecuária (AGR), Vegetação Natural Não-Florestal (VNNF), Corpos d'água (AGU), Urbana (URB), Floresta impactada pelo Fogo (FIF) e Outros (OUT) conforme a metodologia proposta por Eastman (2016). Com base nas imagens classificadas para o uso da terra para os anos 1984 e 2017 (Urquiza et al., 2018), foram calculadas e avaliadas as mudanças quantitativas, e fornecidos dados de ganhos e perdas e das mudanças líquidas (*net change*).

2.4.2. Potencial de Mudanças e Transições

Dados (*raster*) de transição entre as classes de uso da terra foram gerados, e selecionados apenas aqueles que apresentaram transições de usos maiores que 15 hectares (ha) por incluírem os processos antrópicos de maior magnitude. Para atender aos objetivos do estudo, três submodelos, que representavam os processos antrópicos mais relevantes, foram selecionados para análises e modelagem: Atividade Antrópica 1 (AT1) para as conversões de (FLO)-(AGR), Atividade Antrópica 2 (AT2) para as conversões entre (FLO)-(FIF) e Atividade Antrópica 3 (AT3), nas conversões (VNNF)-(AGR).

A regressão logística binária foi implementada no módulo *Run Transition Sub-model* considerando uma amostragem de 10% de forma aleatória, onde foram selecionados pontos para extrair valores da variável *driver* modelada e as variáveis dependentes avaliadas. Foram realizadas entre 10 e 50 simulações para cada um dos três processos modelados. Foi adotada a combinação de variáveis que ofereceu melhor performance e coerência às análises em três equações de regressão logísticas determinadas para os processos AT1, AT2 e AT3.

2.4.3. Predição

Definidos os três processos antrópicos mais relevantes ao estudo, e estimadas as transições com base na metodologia adotada por Eastman (2006), foram modelados os prognósticos de uso para o ano 2047 referente aos processos antrópicos observados, sem considerar regras de governança. A etapa de predição foi conduzida no módulo *Change Prediction* cujos três submodelos equacionados foram avaliados a partir das cadeias Markovianas, que consideram os estados anteriores irrelevantes para predição dos estados seguintes, desde que o estágio inicial seja conhecido (Markov, 1971). Não foram adotadas regras para governança ambiental aos três prognósticos avaliados.

2.5. Estimativa do estoque de carbono orgânico total para 1984

Dados de 2017 da predição dos estoques de COT (T_STOCK) e da densidade de carbono (DCS) para a mesma região e classes de uso consideradas, foram avaliadas (Capítulo 2 da tese) conforme apresentado na Tabela 3. A partir destes dados, foram estimados os estoques de COT, tomando como base as áreas remanescentes em 1984 em quatro classes de uso majoritárias. Posteriormente, foram computadas as perdas estimadas nos estoques de COT em Teragramas de carbono (Tg C) proporcionais, em todas as classes onde houve redução de área entre o ano 1984 e 2017. Para análise das mudanças nos estoques de COT, consideramos apenas as perdas ocorridas.

Tabela 3.

Densidade de carbono orgânico (DCS) e estoque de COT (T_STOCK) predito para as classes de uso .

Classes de uso (2017)	Área (2017) (km ²)	DCS (Mg C ha ⁻¹)	T_STOCK (Tg C)
Floresta	2084,5	38,1 ± 6,2	7,9
Agropecuária	978,72	37,4 ± 4,2	3,6
Vegetação Natural Não Florestal	93,23	37,1 ± 3,6	0,3
Floresta Impactada pelo Fogo	56,84	42,0 ± 5,7	0,2
Total			12,0

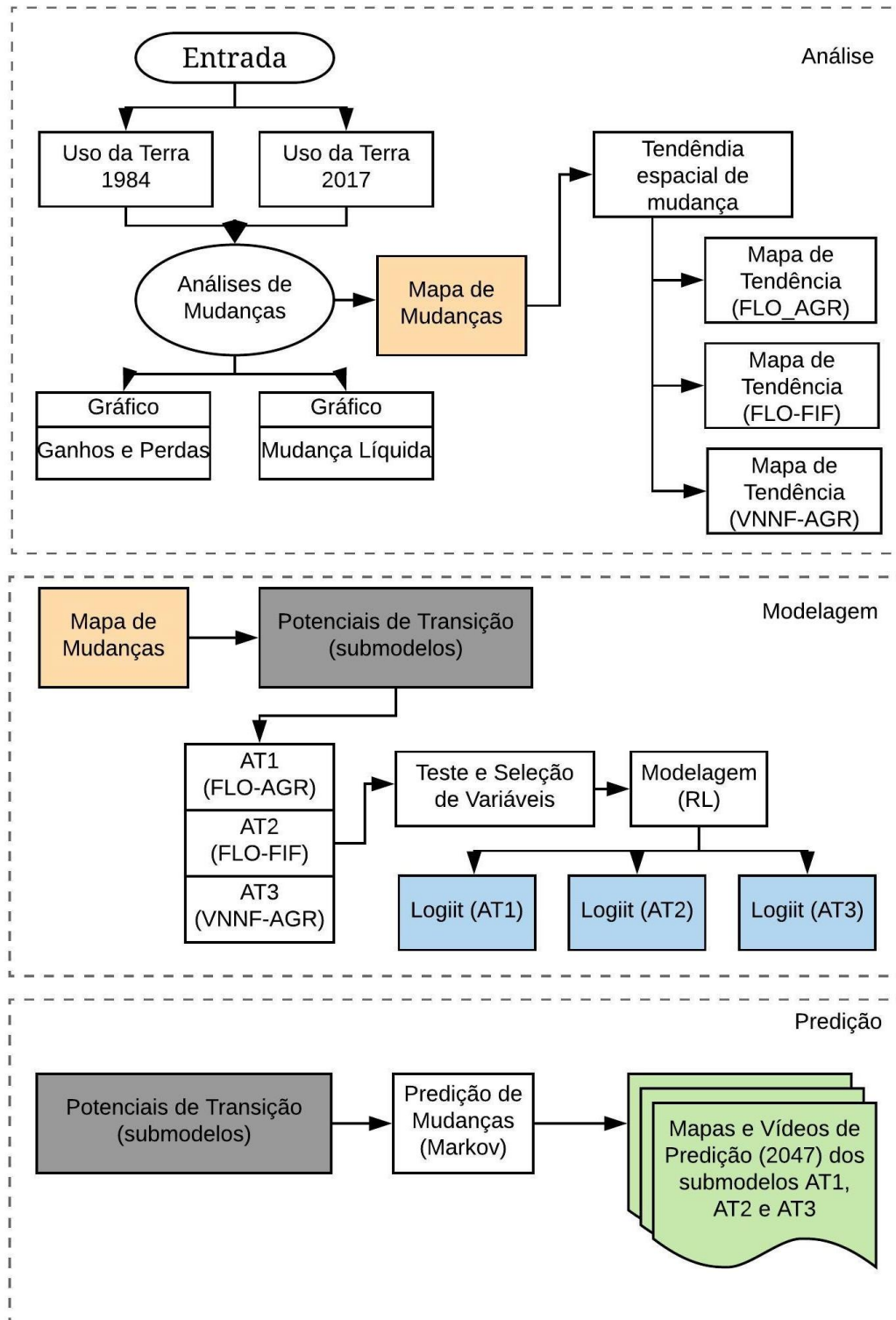


Fig.3. Fluxograma da metodologia empregada na análise, modelagem e predição das mudanças de uso.

3. Resultados e Discussão

3.1. Usos da Terra

Foram produzidos mapas das classes de uso da terra dos anos 1984 (Fig. 4A) e 2017 (Fig. 4B). Na Tabela 4 encontram-se as áreas (km² e %) e as transições entre o período.

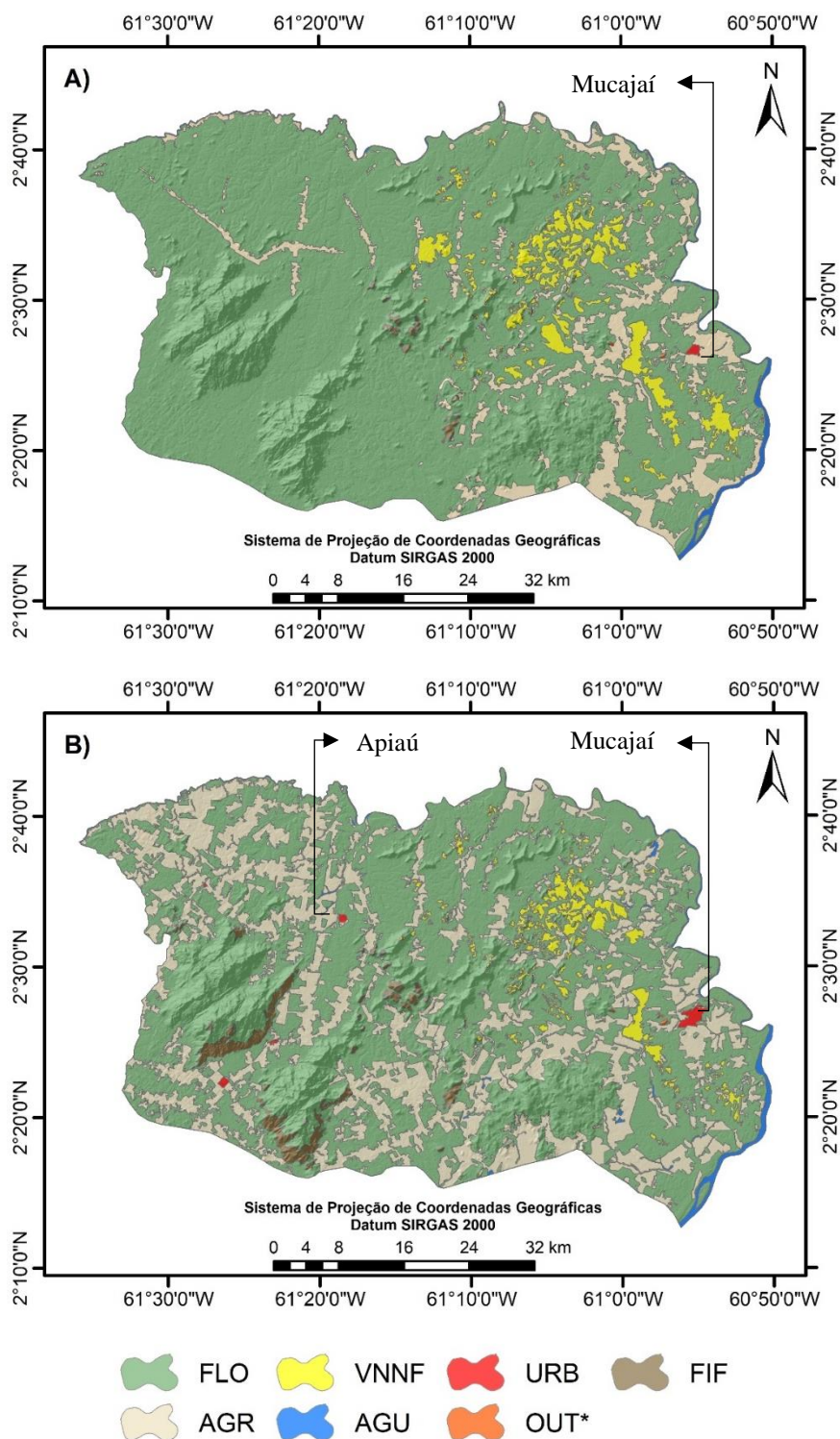


Fig. 4. Mapas das classes de uso da terra da área de estudo para os anos A) 1984 e B) 2017. FLO - Floresta, AGR - Agropecuária, VNNF - Vegetação Natural Não-Florestal, AGU - Corpos d'água, URB - Urbana, OUT* - Outros (0,84 km²), e FIF - Floresta impactada pelo Fogo.

Tabela 4.

Classes de uso da terra (FLO - Floresta, AGR - Agropecuária, VNNF - Vegetação Natural Não-Florestal, AGU - Corpos d'água, URB - Urbana, OUT - Outros, e FIF - Floresta impactada pelo Fogo) e das transições para os anos de 1984 e 2017.

Nº	Classes	1984		2017		Transição (1984-2017)		
		km ²	%	km ²	%	Aumento	Redução	%
1	FLO	2734,1	83,97	2084,50	64,00	0	-649,71	-19,97
2	AGR	326,72	10,03	978,72	30,05	652,00	0	20,02
3	VNNF	153,69	4,72	93,23	2,86	0	-60,46	-1,86
4	AGU	31,59	0,97	35,25	1,08	3,66	0	0,11
5	URB	1,65	0,05	7,59	0,23	5,94	0	0,18
6	OUT	0,52	0,02	0,84	0,03	0,33	0	0,01
7	FIF	7,82	0,24	56,84	1,75	49,03	0	1,51

Em 33 anos de observações constatou-se que o avanço da agropecuária (AGR) (20%) majoritariamente se deu sobre o ambiente florestal (FLO), que acumulou perdas na mesma proporção (20%). Isso representou a perda de aproximadamente 650 km² de floresta. Esse processo de conversão ocorre em todas as regiões amazônicas (Fearnside, 2017, 1991). Isso reflete as políticas de assentamentos agrícolas conduzidas pelo Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária (INCRA) nas décadas de 1980 e 1990 no estado de Roraima, com ações realizadas ao sul do Estado (Schaefer, 1997), chegando também à parte central de Roraima, no município de Mucajaí (Melo et al., 2005), que abrange a área conduzida nesse estudo. As áreas florestadas que conseguiram manter sua cobertura natural foram aquelas existentes em áreas de relevo montanhoso, pois essa condição de terreno ainda é impeditiva de ocupação para fins econômicos, como verificado por (Silva et al., 2007), no estudo que determinou a influência do relevo sobre a distribuição dos remanescentes florestais para a Mata Atlântica.

Outro processo evidenciou o direcionamento da pressão antrópica pela agropecuária (pastagens e plantio de grãos) (Urquiza et al., 2018) às áreas ocupadas por vegetação aberta (VNNF) como as savanas e campinarana, o que promoveu redução de 60,46 km² à classe VNNF. Apesar de parecer baixo o percentual de alteração desse uso (1,9%), considerando a sua expressão total no mosaico dos usos (153,7 km² ou 4,7%) verifica-se redução de quase 40% de sua área, o que torna esse processo antrópico (AT3), um dos mais relevante em termos de alterações de mudança de uso, proporcionalmente, sendo superado apenas pelo aumento da classe FIF. Essa classe representa o impacto das queimadas sobre o mosaico florestal cujo crescimento de 629,17% registrado revela a antropização de maior relevância experimentada no ambiente. As demais alterações ocorrem em pequenos percentuais e se deve ao perfil rural da região, com a expansão urbana (URB) descentralizada, e pelas classes Corpos d'água (AGU) e Outros (OUT) apresentam-se em feições fragmentadas e não podem ser detectadas em imagens de média resolução espacial (900 m²), como as disponibilizadas pelo sensor Landsat 5/TM e Landsat 8/OLI.

3.2. Detecção e tendência espacial de mudanças

A matriz de transição processada (Tabela 5) evidencia as classes de uso que sofreram alterações relevantes, tornando os processos antrópicos que as originaram, objeto de modelagem e maiores análises nesse estudo. A taxa de persistência (TP) de todo o mosaico de usos (usos não transicionados) foi calculada e indica 68,01% de usos remanescentes.

Tabela 5.

Matriz de transição dos usos a terra (FLO - Floresta, AGR - Agropecuária, VNNF - Vegetação Natural Não-Florestal, AGU - Corpos d'água, URB - Urbana, OUT - Outros, e FIF - Floresta impactada pelo Fogo), com valores expressos em km², entre os anos 1984 e 2017.

Ano	Uso 2017								
Classe	FLO	AGR	VNNF	AGU	URB	OUT	FIF	Total	
Uso 1984	FLO	1897,0	767,3	11,5	4,0	3,6	0,2	50,5	2734,0
	AGR	119,7	200,6	0,4	3,3	2,5	0,2		326,7
	VNNF	62,0	10,3	81,4	0,0				153,7
	AGU	4,1	0,2		27,1				31,3
	URB	0,1	0,1			1,5			1,6
	OUT	0,1					0,4		0,5
	FIF	1,3	0,1					6,4	7,8
	Total	2084,2	978,6	93,2	34,4	7,6	0,8	56,8	3255,7
C 84/17									
(km ²)	-649,8	651,9	-60,5	3,1	5,9	0,3	49,0		
* (%)	-23,8	199,5	-39,3	9,8	360,1	63,1	627,1		

Taxa de persistência, TP (%) = [(SDP) / (ST)] × 100, em que: SDP = somatória dos elementos (sombreados) da diagonal principal (2214,4) e ST = soma da área de usos total (3255,7). Assim, TP = [(2214,4) / (3255,7)] × 100 = 68,01%

A perdas e ganhos acumulados no período (1984-2017) foram expressos em percentual de mudanças (% Change) para cada classe e revelam que as maiores perdas sofridas centraram-se sobre as classes 3_VNNF (>40%), seguida de 2_AGR (40%), 1_FLO (Fig. 5A). As perdas da Classe 2_AGR podem ser atribuídas, em parte, ao processo de regeneração florestal (AGR_FLO, 119,7 km²) e aos processos antrópicos secundários (AGR-AGU; AGR-URB), que utilizam as áreas já convertidas para uso agropecuário - para abertura de tanques de piscicultura, represamentos, ou para o estabelecimento de construções urbanas. É notória a expansão da agropecuária (199,5%), bem como a grande variação no percentual de mudanças experimentado na classe FIF, que pode ser verificado pelo aumento dos focos de calor, de natureza antrópica ou natural. As mudanças líquidas também foram avaliadas e permitem a compreensão mais individualizada das classes e o efeito da dinâmica das mudanças de uso (Fig. 5B). As classes mais alteradas foram FIF, URB e AGR, com mudanças líquidas positivas entre 60 e 80%. Já as classes FLO e VNNF sofreram perdas líquidas aproximadas entre 40 e 60% respectivamente.

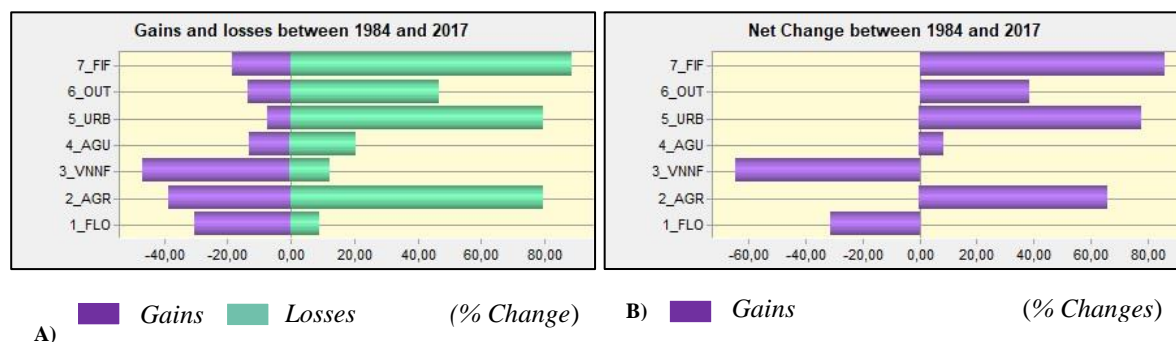


Fig. 5. (A) Representação gráfica dos ganhos (*Gains*) e perdas (*Losses*) de uso da terra e das B) mudanças líquidas entre 1984 a 2017, expressas em percentual de mudanças (% Change)

A tendência de mudança referente aos processos antrópicos, avaliados para o período de 1984 a 2017, é melhor compreendida a partir da Fig 6. Um polinômio de ordem 9 foi utilizado para gerar os mapas de tendência no módulo *Spatial Trend Change*.

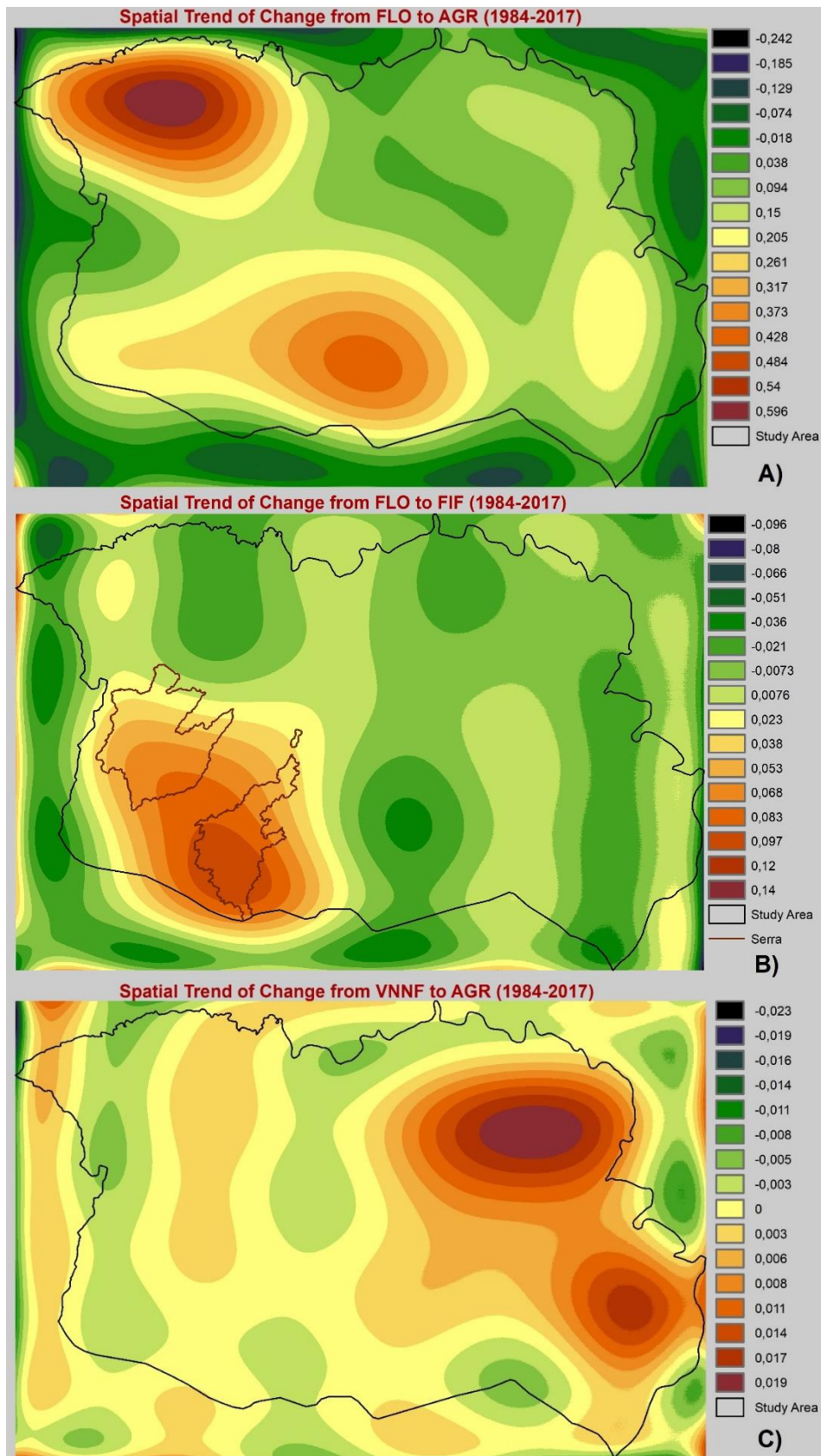


Fig. 6. Tendência espacial de mudanças entre os usos A) Floresta-Agropecuária, B) Floresta-Floresta impactada pelo Fogo (FIF), e C) Vegetação Natural Não-Florestal-Agropecuária, no período de 1984 a 2017.

Os valores positivos das legendas indicam a maior tendência à conversão (perda) entre a 1ª classe de uso e a 2ª, enquanto o valor negativo indica o ganho. A superfície de tendência é criada pela codificação de áreas de mudança com "1" e áreas sem alterações com "0" e discretizadas em níveis dentro do intervalo (0-1), cujos valores encontrados são tratados de forma quantitativa. A cor do tom mais escuro representa a gravidade (> chance) da mudança (Eastman, 2006, 2016). A rampa de cores da legenda demonstra que as maiores tendências de mudança ocorreram entre FLO-AGR (Fig. 6A) em relação às demais e concentraram-se em dois nichos, cujo valor central estimado é representado pelo tom mais escuro (0,596). Esses nichos traduzem o efeito da expansão agropecuária mais concentrado, observado nos mapas de uso da terra para os anos 1984 e 2017 (Fig. 3). Isso se deve, em parte, ao processo de colonização agrícola conduzido pelo INCRA na década de 1980, que deu origem à Vila do Apiaú, tornando-se a agrovila mais populosa até o final dos anos 1990 (Melo et al., 2005).

Em contraste, a tendência de mudança (valor_máximo = 0,14) das áreas de floresta para floresta impactada pelo fogo (FLO-FIF) centraram-se em um único alvo, delimitado topograficamente pelo complexo de serras de Mucajaí (DSG, 2001) (Fig. 6B), cuja altimetria varia de 180 a 1450 m. Esse dado apresenta a tendência do processo de antropização das encostas florestadas da classe (FLO) com a gradação para florestas montanas e submontanas impactadas pelo fogo (FIF), como mostrado no estudo de Urquiza et al. (2018).

O terceiro processo antrópico avaliado apresentou as menores tendências de mudanças, no entanto as conversões ocorridas entre VNNF-AGR despertam preocupação pelo aspecto centralizado da antropização (Fig. 6C), tendo em vista que o ambiente apresenta em sua composição a tríade Floresta, Savana e Campinaras (VNNF), de caráter fragmentado da região ecotonal (VNNF), sujeita aos riscos de extinção. Outro aspecto é o recente direcionamento e expansão das fronteiras agrícolas da região Amazônica para a savana regionalmente conhecido por 'lavrado', constatadas particularmente na transição VNNF-AGR, (Tabela 3), a exemplo do ocorrido em Mato Grosso (Lathuillière et al., 2017) e em Rondônia (Rittl et al., 2017). Haridasan (2000) reporta que solos fortemente intemperizados, com alta saturação por alumínio e com baixa disponibilidade de nutrientes são característicos destes ambientes, e em relação as florestas, apresentam menor potencial de acúmulo de biomassa, no entanto o relevo predominantemente plano com facilidades ao uso da mecanização agrícola, torna a savana mais atrativa à expansão agropecuária, ainda que na tímida presença da agricultura tecnológica, fator comum nos assentamentos agrícolas.

As principais mudanças de uso ocorridas entre 1984 e 2017 foram modeladas espacialmente a partir o módulo *Transition Sub-Model Structure* (Fig. 7). Seis processos de mudanças de uso foram identificados, destacando-se os indicados na legenda como (1), (2) e (6), por representarem majoritariamente processos antrópicos, alvos desse estudo.

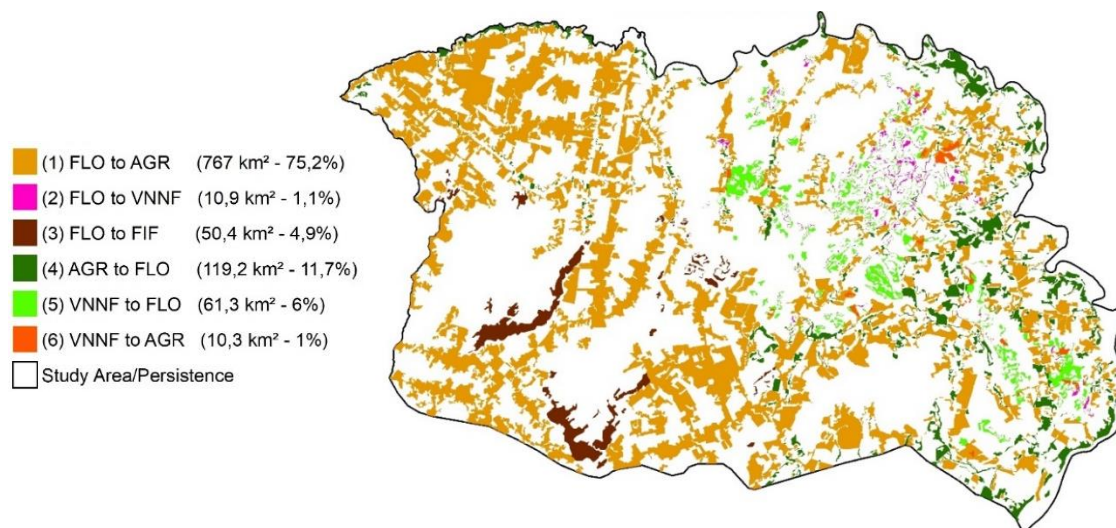


Fig. 7. Principais mudanças e uso da terra (FLO - Floresta, AGR - Agropecuária, VNNF - Vegetação Natural Não-Florestal, e FIF - Floresta impactada pelo fogo), ocorridas entre 1984 e 2017 na região de estudo.

Os processos (2) FLO-VNNF e (5) VNNF-FLO esboçam evidências de pressão antrópica, com marchas alternantes de regeneração entre as classes ao longo dos anos estudados. Esse comportamento de expansão e retração das florestas no contato com áreas ecotonais (VNNF) foi reportado por Feitosa et al. (2016) que avaliaram a relação solo-paisagem e o equilíbrio dinâmico da florestas em um espaço ecotonal em Roraima, que dão suporte aos resultados aqui apresentados. O processo (4) AGR-FLO ilustra a ação de regeneração ocorrida entre áreas antropizadas pelo uso agropecuário, que possivelmente, devido ao abandono das terras (ou

pousio), retomaram o ciclo de sucessão vegetal, cuja vegetação secundária é estabelecida até a recomposição original da vegetação.

3.3. Regressão logística binária para as mudanças de uso

Onze variáveis resultantes da etapa de seleção foram utilizadas para a modelagem dos três processos antrópicos. A Tabela 6 apresenta a descrição das variáveis e dos processos que foram codificados como: (a) Atividade Antrópica 1 (AT1) nas conversões de uso da classe FLO para AGR, (b) Atividade Antrópica 2 (AT2), regida pelas mudanças de uso de FLO para FIF, e (c) Atividade Antrópica 3 (AT3), representando as mudanças da classe VNNF para AGR. O teste de *Cramer* (Siegel and Castellan, 1988), implementado no pacote LCM (Eastman, 2016) foi utilizado adicionalmente para selecionar quais as variáveis eram mais explicativas a cada um dos processos modelados.

Tabela 6.

Descrição das variáveis utilizadas na modelagem dos processos antrópicos avaliados.

Número	Descrição da variável	Nome	Tipo	Processos
1	Elevação	mde	T	AT1, AT2 e AT3
2	Declividade	slope	T	AT1, AT2 e AT3
3	Índice do controle topográfico nos processos hidrológicos	wti1	T	AT1, AT2 e AT3
4	Radiação direta de janeiro	solradr1	T	AT1, AT2 e AT3
5	Radiação solar total de janeiro	solartot1	T	AT3
6	Temperatura máxima do mês de março	tmax3	C	AT2, AT3
7	Temperatura máxima do mês de outubro	tmax10	C	AT2
8	Precipitação do mês de agosto	prec8	C	AT2
9	Distância às estradas_2017	disteucl_17	D	AT1, AT2 e AT3
10	Distância a classe VNNF_2017	distvnnf_17	D	AT1
11	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada	ndvi_17	S	AT3

O modelo de regressão logística binária permitiu avaliar a influência das variáveis determinantes à maior probabilidade de mudanças no uso da terra. Foram conduzidas entre 10 e 50 simulações combinando as variáveis selecionadas (Tabela 7). Como resultado, foram geradas e selecionadas as três equações de regressão logística binária que representaram o melhor ajuste para os processos representados nos submodelos (AT1, AT2 e AT3), com os respectivos índices ROC e as chances de mudanças (*Odds ratio*).

Tabela 7.

Submodelos, equação de regressão logística e o índice *Relative Operating Characteristic* (ROC).

Submodelo/ROC	Equação de Regressão Logística
AT1 (FLO-AGR)/ (ROC = 0,7611) (Odds ratio = 5,0272)	$\text{logit}(AT1) = -2,063 - 0,0125 * mde + 0,0063 * solradr1 + 0,0159 * slope - 4,2510^{-4} * disteucl17 + 3,94510^{-5} * distvnnf + 0,2356 * wti$
AT2 (FLO-FIF)/ (ROC = 0,9216) (Odds ratio = 18,0713)	$\text{logit}(AT2) = +27,9676 - 1,58910^{-4} * disteucl17 - 0,0060 * mde + 0,0988 * slope + 0,0269 * solradr1 - 0,7086 * wti - 0,1608 * tmax3 - 0,0064 * prec8 + 0,0629 * tmax10$
AT3 (VNNF-AGR)/ (ROC = 0,7328) (Odds ratio = 3,1363)	$\text{logit}(AT3) = 117,1368 - 0,0385 * mde + 0,0789 * solradr1 - 0,0304 * slope - 9,26410^{-4} * disteucl17 - 0,4346 * ndvi17 - 0,3341 * tmax3 - 0,1559wti1 - 0,09030 * solartot1$

O *Odds ratio* das variáveis determinantes indica a chance de mudanças de uso, já que os fatores explicativos variam com o tempo e com outros fatores. O *Odds ratio* é estimado a partir do coeficiente das variáveis explicativas obtidos na equação de regressão. Segundo Islam et al. (2018), *Odds ratio* pode variar de 0 a ∞ e quando compreendido entre '0' e '1' sugere que um aumento no valor da variável explicativa leva à diminuição da probabilidade de mudança. Por outro lado, um valor maior do que '1' indica que um aumento no valor da explicação da variável leva a um aumento da possibilidade de mudança em um pixel. Os resultados

indicaram para todos os submodelos que um aumento na elevação (*mde*) e nas distâncias das estradas (*disteucl17*), diminui as chances de mudanças de uso como observado nos respectivos coeficientes das equações dispostas na Tabela 7. Destaca-se com relação ao *mde* que a variação da altimetria influencia em maior potencial a mudança de uso entre as classes FLO e FIF, que ocorrem em relevo montanhoso, com rampa de declividade superior a 20% (Urquiza et al., 2018) e explicita o condicionante topográfico como uma restrição às mudanças de uso do local. A variável distância às estradas (*disteucl17*), foi correlacionada negativamente nos três processos antrópicos modelados, explicitando que a diminuição das distâncias entre as estradas e a vegetação do entorno, leva a o aumento na conversão de uso da terra, corroborando com o observado por Fearnside (2017) e Soares-Filho et al. (2004) que afirmam a abertura de estradas como o maior driver ao desflorestamento e as mudanças de uso da terra na região amazônica.

A importância da radiação solar do mês de janeiro (*solrad*) indicou que qualquer aumento desta natureza promoveria maiores chances de mudanças em todos os submodelos, e sugere a influência climática sobre os processos de mudança de uso da terra, como reportados em Lapola et al. (2014) e Maia et al. (2010). A declividade (*slope*) e o índice de umidade topográfico (*wti*) comportaram-se de maneira similar; aumentos de ambas as variáveis indicaram maiores chances de mudanças de uso nas transições FLO-AGR (AT1), e efeito inverso nos submodelos AT2 e AT3. Esse fato pode ser explicado pelas transições FLO-FIF ocorrerem em sua maioria em região de maior declividade e encostas das serras. Um aumento da declividade certamente impõe uma restrição natural às mudanças nesse ambiente, considerando o aspecto de ação antrópica, como sustentam Silva et al. (2007) no estudo que avalia a influência do relevo par condicionar a ocupação humana nas áreas de florestas da Mata Atlântica. No entanto, a presença do fogo pode atuar de forma não planejada para aumentar as chances de mudanças de uso. As demais variáveis não fizeram parte de todos os submodelos e apresentaram efeitos individualizados.

3.4. Validação dos submodelos

Os dados coletados foram divididos em duas partes. A primeira parte conteve 90% do total de amostras os quais foram usados para treinar o modelo. A amostra restante, 10%, foi usada para a validação do modelo e definido no painel *Run Transition Sub-Model*, do LCM. Foram obtidos os índices ROC (0,7; 0,9 e 0,7) respectivos aos submodelos AT1, AT2 e AT3 (Tabela 7). Segundo Islam et al. (2018), considera-se um bom ajuste nos modelo resultados de ROC acima de 0,5, sendo o ajuste perfeito com o ROC igual a 1. Considerando a heterogeneidade do ambiente retratado no contato de florestas, savana e campinaranas, é possível explicar as diferentes capacidades de ajustes nos submodelos avaliados. Além disso, ambientes heterogêneos têm aumentadas as chances de intervenção humana, em razão das distintas possibilidades de atividades no uso e ocupação dos solos, fato esse também reportado por Islam et al. (2018) e Souza et al. (2015), indicando o impacto que mudanças de uso da terra geram nos ciclos naturais dos ecossistemas. Alguns estudos cujos ROC's superiores a 0,7 (70%) foram encontrados (Patriche et al., 2016; Pourghasemi, 2016), utilizando a modelagem por regressão logística binária, corroboram os resultados apresentados nesse estudo. Em adição, Pontius and Permentier (2014) comentaram o fato de não se obter índices ROC satisfatoriamente altos, e encorajaram os pesquisadores a interpretarem de forma mais integradas as contribuições trazidas pelo ROC, de forma que seja possível avaliar a previsão de mudança da terra associando realidade e coerência espacial, e considerando ainda as especificidades do ambiente e a extensão da área de estudo.

3.5. Cenários de predição

Um cenário de prognose de mudança de uso da terra foi modelado para três processos antrópicos (AT1, AT2 e AT3) com o emprego das cadeias de Markov, implementadas no módulo *Change Prediction*. As predições foram realizadas para o ano e 2047 de forma a analisar trinta anos de evolução da área de estudo, para um cenário sem adoção de regras de governança ambiental, e a considerar as classes de uso presentes em 2017 como dado de entrada ao modelo. Foram gerados vídeos, no formato *Audio Video Interleave (AVI)*, das mudanças de uso preditas e espacializado o comportamento dos processos de mudança AT1 (FLO-AGR) e AT2 (FLO-FIF) (Figura 7). A expressão espacial da predição do processo antrópico AT3 (VNNG-AGR) não foi avaliada graficamente em função das mudanças ocorridas terem pequena expressão espacial, dificultando comparações e, para melhor avaliação, foram compilados os dados numéricos referentes a todos os processos, cujas áreas em km² e percentuais (%) referentes aos cenários inicial (2017) e final (2047) estão apresentadas na Tabela 8.

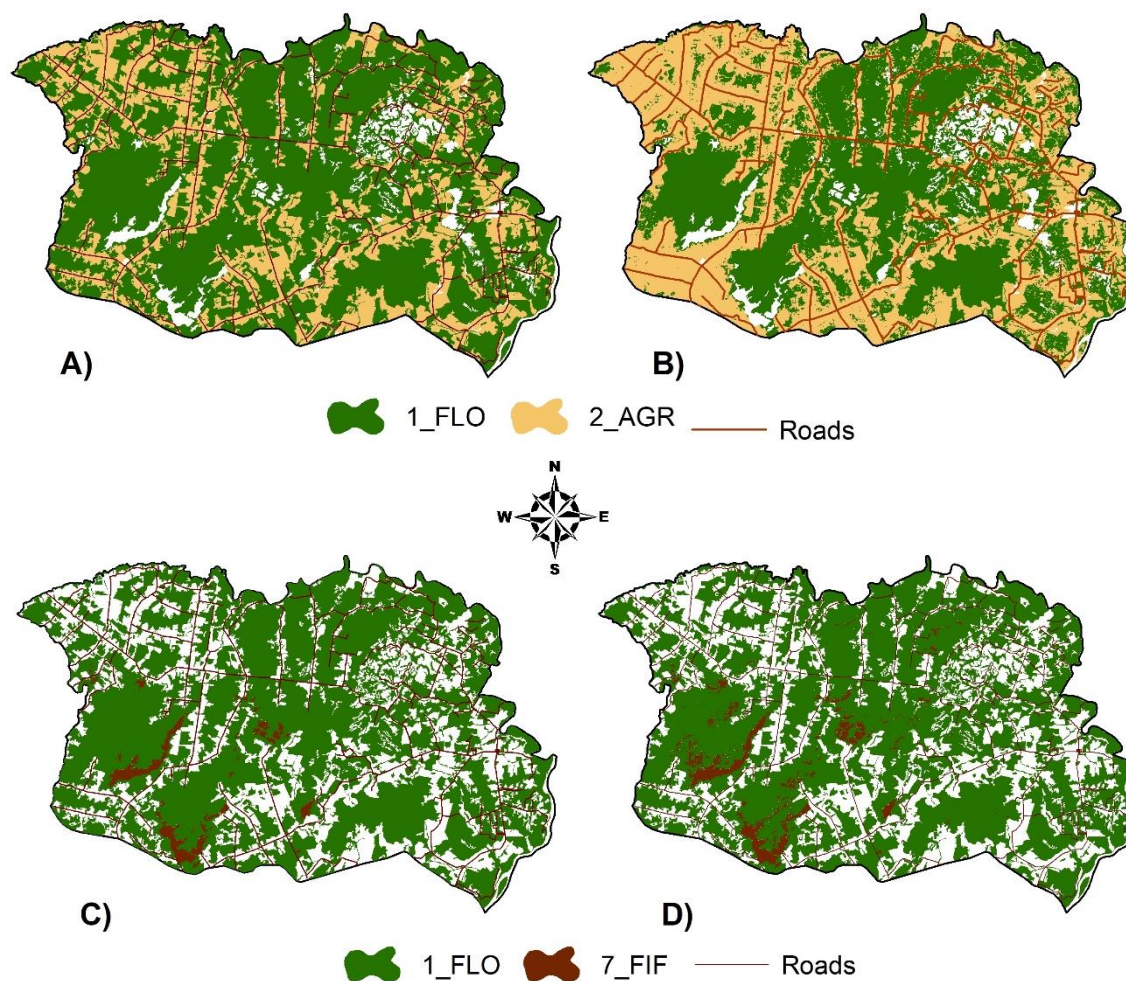


Fig. 8. A) Usos FLO e AGR avaliados para 2017, B) cenário de predição de mudanças para as classes (FLO) e (AGR) para 2047, C) Usos FLO e FIF avaliados para 2017, e D) cenário de predição de mudanças para as classes (FLO) e (FIF) em 2047.

Tabela 8.

Dados iniciais (2017) e preditos (2047) dos processos antrópicos AT1, AT2 e AT3.

Processos	Usos	2017		2047		Aumento		Redução	
		km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%
AT1 (FLO-AGR)	FLO	2084,50	64,00	1523,85	46,79	0,00	-560,65	-17,21	
	AGR	978,72	30,05	1539,15	47,26	560,43	0,00	17,21	
AT2 (FLO-FIF)	FLO	2084,50	64,00	2049,05	62,91	0,00	-35,45	-1,09	
	FIF	56,84	1,75	92,36	2,84	35,52	0,00	1,09	
AT3 (VNNF-AGR)	VNNF	93,22	2,86	88,03	2,70	0,00	-5,19	-0,16	
	AGR	978,72	30,05	983,57	30,21	4,85	0,00	0,16	

A modelagem preditiva possibilitou conhecer e discutir com dados ainda não avaliados para a região de estudo, qual a expressão e a trajetória da evolução desse ambiente para as próximas três décadas, possibilitando explicitar o avanço da atividade agropecuária sobre as áreas ocupadas por florestas (Fig. 8B). Em 2017 já se observava a concentração de maior atividade agropecuária na direção Noroeste (NW) e Sudoeste (SW) (Fig. 8A). Esse padrão de expansão da atividade agropecuária foi capturado pelo modelo de predição e ampliou, baseado nas tendências e potenciais de transição avaliados pelas cadeias de Markov, a ocupação agropecuária,

cujos crescimento foi aproximadamente 17% (Tabela 8) em detrimento das áreas de floresta. Acredita-se que o padrão de expansão observado, além de sugerir um processo de consolidação de áreas, pode ser explicado por duas razões. Inicialmente pelo remoto processo de colonização implantado na década de 1980 nesta região, com a fundação da vila do Apiaú (Fig. 3B), apesar da mesma não figurar mapeada (Fig. 3A) no mapa de 1984 por causa do tamanho da área e da resolução espacial das imagens de satélite (30 m) utilizadas. Desde lá a vila tornou-se a mais populosa em decorrência da extração da madeira e outras formas de extrativismo vegetal (Melo et al., 2005) que movimentam até os dias atuais as atividades econômicas, contribuindo de sobremaneira para o desenvolvimento e o estabelecimento das feições antrópicas discutidas. O outro fator é a conformação e o arranjo espacial em que estão dispostas as cadeias de montanhas e os demais acidentes geográficos de menor expressão estendendo-se do Oeste (W) para o Sudeste (SE), com algumas ocorrências ao Sul (S) (Fig. 8A e 8B) de forma que uma extensa área contínua, em relevo plano a suave, ondulado torna-se mais atrativa para exploração por facilitar a implementação de maquinário e a logística. Em termos gerais, a máscara das florestas remanescentes (Fig. 8B – classe FLO) está situada sobre o relevo forte-ondulado a montanhoso, o que reforça o relevo como grande moderador do avanço da antropização nessa região.

O processo de gradação das florestas para florestas impactadas pelo fogo segue na predição a tendência de expansão observada de 1984 a 2017, embora de forma diferente ao padrão da expansão agropecuária. Um padrão perfilado às encostas e rampas de maior declividade de grandes serras mostraram-se presentes em 2017 e no cenário predito, respectivamente (Fig. 8C e 8D). O percentual de aumento da classe FIF predito (1,09%) não traduz os problemas gerados com essa conversão. O fogo antrópico, praticado na agricultura de derruba e queima, é uma marca cultural no manejo das terras na Amazônia (Melo et al., 2006; Pedrosa-Junior et al., 2008), no entanto, o uso deste de maneira indiscriminada, associado à influência das variações climáticas avaliadas no modelo [Tabela 7, logit (AT2)] mostraram que áreas sobre as grandes serras, cuja formação do solo é dificultada pela declividade acentuada, e a erosão natural, podem tornarem-se mais vulneráveis, pelo efeito do fogo recorrente e pelo tempo de regeneração florestal envolver fatores complexos para o completo reestabelecimento do ecossistema presente. Além disso, a maior densidade de carbono no solo ocorre sob o mosaico de usos FIF, como reportado (Capítulo 2) na predição realizada com dados de COT, avaliada para o ano de 2017. Argumenta-se o aporte de nutrientes e aumento dos estoques de COT pelo uso do fogo nos primeiros eventos ocorridos, no entanto, estudos recentes já demonstraram o legado empobrecido herdado em termos de biodiversidade, e os déficits incomensuráveis ao ecossistema, quando eventos cíclicos de focos de calor acometem áreas florestadas (Balch et al., 2013; Mesquita et al., 2015).

A predição para as mudanças de uso da terra nas áreas abertas (VNNF) para o uso agropecuário mostrou uma pequena retração das áreas abertas (5,19 km²) para 2047. É importante salientar que o mosaico das áreas abertas VNNF é permeado pela vegetação de savana e campinaranas (IBGE, 2006; Urquiza et al., 2018), e juntamente com as florestas compõe uma tríade vegetacional, ocorrendo lado a lado em singular conformação (Barbosa and Campos, 2011). Dessa forma, a pressão antrópica agropecuária sob as áreas abertas de vegetação natural esboça o redirecionamento da fronteira agrícola para as áreas abertas, sendo intensificado com a implantação da Política Nacional do Plano de Ação para a Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal (PPCDAm) (MMA, 2013), que promoveu a queda na taxa de desmatamento anual na Amazônia, de forma geral. Assim, o cenário futuro mostra-se alinhado a essa tendência de recuo das áreas VNNF em favor da expansão agropecuária, ainda que discretamente (0,16%).

3.6. Estimativa de mudanças nos estoques de COT no solo

A partir dos dados de estoque de COT para 2017 (Capítulo 2) (Tabela 3) foram estimados os estoques de COT para as áreas remanescentes a 1984, em quatro classes de uso majoritárias (Tabela 9). Considerando o menor nível de antropização do Estado em 1984 (INPE, 1989) (Fig. 2A), é explicado que os estoques (T_STOCK) mostrem-se superiores em função da maior área de cobertura florestal (FLO) e das áreas abertas (VNNF), comparado ao observado para 2017 (Fig. 2B). Posteriormente foram computadas as perdas estimadas nos estoques de COT proporcionais em todas as classes onde houve redução de área entre o ano 1984 e 2017. Além disso às áreas que sofreram aumento territorial (AGR e FIF), não podemos afirmar que tiveram seus estoques aumentados apenas em função da expansão territorial, dado que práticas no manejo dos solos (tradicionais, uso do fogo, plantio direto, rotação de culturas) podem ser determinantes ao armazenamento ou na perda de C orgânico no solo (Maia et al., 2010; Rittl et al., 2017), e em ritmos diferentes ao longo do tempo.

O decréscimo total nos estoques de COT considerando as classes FLO e VNNF (2,79 Tg C) representaram 23,2% de perdas em relação aos estoques de 1984 (12,24 Tg C). No entanto, para elucidar melhor o efeito da antropização sobre os estoques de COT foram computadas somente as perdas geradas pelas transições (conversões de uso) envolvidas nos três processos antrópicos investigados, a partir dos resultados obtidos na matriz de transições entre os usos (Tabela 5), e espacialmente representada na Fig. 7. Os resultados dessas conversões representam a perda líquida das classes envolvidas e traduzem o efeito mais realístico das variações dos estoques de COT. As perdas dos estoques de COT foram individualizadas para cada um dos processos

(AT1, AT2e AT3), e o total estimado em aproximadamente 3,16 (Tg C), o que representa 26% do estoque de carbono estimado para o ano de 2017 (Tabela 10).

A diferença entre os decréscimos por classes de uso (Tabela 9) e as perdas observadas devido as conversões de uso modeladas (AT1, AT2 e AT3) (Tabela 10), refletem a importância de individualizar os processos antrópicos, tendo em vista que a regeneração ambiental da vegetação ocorre de forma simultânea a antropização, embora em ritmo e percentuais muito diferentes (Urquiza et al. 2018), e o pequeno aporte das regenerações, devolve as classes de uso (áreas) vegetações em estágio sucessional, não representando de forma líquida o real impacto das variações nos estoques de carbono no solo como os trazidos na Tabela 10.

Tabela 9.

Estimativa do estoque de COT (1984) com base nos estoques preditos para o ano 2017 para as classes de uso (FLO - Floresta, AGR – Agropecuária, VNNF - Vegetação Natural Não-Florestal, e FIF - Floresta impactada pelo Fogo).

Classes de uso	Área	T_STOCK	Área	T_STOCK	Perdas no T_STOCK
	1984	1984	2017	2017	
	(km ²)	(Tg C)	(km ²)	(Tg C)	(Tg C)
Floresta	2734,21	10,42	2084,5	7,90	2,52
Agropecuária	326,72	1,22	978,72	3,60	-
Vegetação Natural Não-Florestal	153,69	0,57	93,23	0,30	0,27
Floresta Impactada pelo Fogo	7,82	0,03	56,84	0,20	-
Total		12,24		12,0	2,79

Tabela 10.

Perdas estimadas de estoques de COT (T_STOCK) para cada um dos submodelos avaliados

Nº	Submodelos	Transição	Área	DCS	Perdas no T_STOCK
			(km ²)		
1	AT1	(FLO)-(AGR)	767,3	38,1 ± 6,2	2,92
2	AT2	(FLO)-(FIF)	50,5	38,1 ± 6,2	0,19
3	AT3	(VNNF)-(AGR)	10,3	42,0 ± 5,7	0,04
Total					3,16

A área elencada neste estudo não representa uma unidade política ou administrativa, delimitada pelo IBGE o que dificulta comparações ou o estabelecimento de índices que auxiliem as discussões sobre os resultados apresentados. Neste sentido, as variações nos estoques de carbono observadas devido a processos antrópicos assemelham-se ao ocorrido em outras partes da Amazônia (Barros and Fearnside, 2016; Maia et al., 2010; Rittl et al., 2017), mas a grande heterogeneidade inter-regional da Amazônia reportadas por Aguiar et al. (2007) e Becker (2010) suscitam estudos e avaliações mais específicas, como forma de medir o grau de evolução ou demonstrar similaridades entre os eventos na Amazônia. Guo and Gifford (2002) em uma meta-análise relacionando estoques de carbono e o uso da terra, observaram que de maneira geral transições de florestas para pastagens reduzem em 9% os estoques de COT e que as maiores perdas ocorrem na transição de pastagens para floresta secundária (abandono do pasto, 40%), seguida pelas transições de florestas para plantações com 13 %).

Nesse sentido, os resultados apresentados confirmam a validade da hipótese investigada nesse estudo e mostram que modelos de mudanças de uso acoplados a variáveis climáticas podem ajudar a visualizar os efeitos da marcha antrópica sobre os estoques de COT nos solos. Mais estudos devem ser conduzidos para avaliar com maior riqueza os requisitos e os impactos que o desenvolvimento agropecuário sem políticas de governança ambiental podem deixar como legado negativo aos solos e a biodiversidade da região Amazônica.

4. Limitações do estudo e pesquisas futuras

Variáveis socioeconômicas, como crescimento populacional e econômico entre outros, são alguns dos fatores pertinentes e associados à mudança no uso da terra. No entanto, devido à indisponibilidade de banco de dados com informações geoespacializadas para as áreas em estudos não delimitadas administrativamente, a

exemplo dos municípios e estados, torna-se mais difícil incorporar essas variáveis na modelagem do uso da terra. As variáveis *drivers* para as mudanças empregadas nesse estudo foram preparadas com ajustes para adequação de escala e resolução espacial, pela escassez de banco de dados disponível sobre a região Amazônica com os requisitos de resolução espacial adequados às investigações pretendidas. A elevação foi a única variável tomada diretamente do banco de dados de imagens *SRTM*, com pouca complexidade computacional envolvida, o que permitiu computar as variáveis morfométricas de forma ágil. Outras variáveis, como as climáticas e solos, foram reamostradas para adequação de escala à resolução de 30 m. A distância para a variável de estradas possui comportamento dinâmico, e a atualização da malha viária foi realizada a partir da digitalização em tela usando a plataforma do *Google Earth Pro*, o que pode levar a alguns erros pessoais ao processo. Para evitar maior complexidade na modelagem, essa variável foi considerada estática. Embora esse estudo modele a contento os principais processos antrópicos evidenciados e a futura mudança no uso da terra para a região avaliada, observa-se a necessidade de incorporar outras variáveis e metodologias que contemplem nuances desse habitat singular dada a importância da compreensão do impacto que as mudanças nos estoques de COT apontaram.

5. Conclusões

O mosaico de florestas impactadas pelo fogo (FIF) mostrou-se a classe de maior crescimento percentual (629%), entre o período de 33 anos (1984 a 2017) sendo o fogo o agente mais importante à antropização do ambiente.

Os processos antrópicos dirigidos pelas transições (i) FLO-AGR, (ii) FLO-FIF e (iii) VNNF-AGR foram identificados e modelados por meio de equações de regressão logística, e obtidos os índices ROC de 0,76, 0,92 e 0,73.

O cenário de predição para o ano 2047 indicou continuidade de perdas e ganhos complementares na ordem de 17% para as áreas florestais e para a classe agropecuária, sem considerar possíveis mudanças nas políticas de governança ambiental/agrícola.

As áreas abertas (VNNF) continuam a ser ocupadas por atividades agropecuárias (perda de 0,16%) até 2047.

A mudanças de uso nos 33 anos avaliados resultam em redução nos estoques de carbono em 3,16 Tg, 26% menor que os valores existentes no ano de 1984.

Agradecimentos

O autor agradece ao Projeto Pró-Amazônia/CAPES nº 23038715/2013-63 pelo financiamento de custeio de treinamentos e intercâmbio com a Universidade Federal de Viçosa – Laboratório de Geoprocessamento - LABGEO para processamento dos dados e ao Instituto de Desenvolvimento Tecnológico (INDT – NOKIA), que implantou na UFRR o Laboratório de Geotecnologias Aplicadas ao Meio Ambiente – LABGEORR, permitindo o desenvolvimento deste trabalho.

Referências

- Agarwal, C., Gren, G.M., Grove, J.M., Evans, T.P., Schweik, C.M., 2002. General Technical Report N° 297. Newton Square, PA: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Northeastern Research Station. <https://doi.org/10.2737/NE-GTR-297>
- Aguiar, A.P.D., Câmara, G., Escada, M.I.S., 2007. Spatial statistical analysis of land-use determinants in the Brazilian Amazonia: Exploring intra-regional heterogeneity. *Ecol. Modell.* 209, 169–188. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.06.019>
- Aguiar, A.P.D., Vieira, I.C.G., Assis, T.O., Dalla-Nora, E.L., Toledo, P.M., Oliveira Santos-Junior, R.A., Batistella, M., Coelho, A.S., Savaget, E.K., Aragão, L.E.O.C., Nobre, C.A., Ometto, J.P.H., 2016. Land use change emission scenarios: Anticipating a forest transition process in the Brazilian Amazon. *Glob. Chang. Biol.* 22, 1821–1840. <https://doi.org/10.1111/gcb.13134>
- Al-sharif, A.A.A., Pradhan, B., 2013. Monitoring and predicting land use change in Tripoli Metropolitan City using an integrated Markov chain and cellular automata models in GIS. *Arab. J. Geosci.* 7, 4291–4301. <https://doi.org/10.1007/s12517-013-1119-7>
- Amadou, M.L., Villamor, G.B., Kyei-Baffour, N., 2018. Simulating agricultural land-use adaptation decisions to climate change: An empirical agent-based modelling in northern Ghana. *Agric. Syst.* <https://doi.org/10.1016/j.agry.2017.10.015>
- Anache, J.A.A., Flanagan, D.C., Srivastava, A., Wendland, E.C., 2018. Land use and climate change impacts on runoff and soil erosion at the hillslope scale in the Brazilian Cerrado. *Sci. Total Environ.* 622–623, 140–151. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.11.257>

- Areendran, G., Raj, K., Mazumdar, S., Puri, K., Shah, B., Mukerjee, R., Medhi, K., 2013. Modeling REDD+ Baselines using Mapping Technologies: A pilot study from Balpakram-Baghmara Landscape (BBL) in Meghalaya, India. *Int. J. Geoinformatics* 9, 61–71.
- Balch, J.K., Massad, T.J., Brando, P.M., Nepstad, D.C., Curran, L.M., 2013. Effects of high-frequency understorey fires on woody plant regeneration in southeastern Amazonian forests. *Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.* 368, 20120157–20120157. <https://doi.org/10.1098/rstb.2012.0157>
- Barbosa, R.I., Campos, C., 2011. Detection and geographical distribution of clearing areas in the savannas ('lavrado') of Roraima using Google Earth web tool. *J. Geogr. Reg. Plan.* 4, 122–136.
- Barona, E., Ramankutty, N., Hyman, G., Coomes, O.T., 2010. The role of pasture and soybean in deforestation of the Brazilian Amazon. *Environ. Res. Lett.* 5. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/5/2/024002>
- Barros, H.S., Fearnside, P.M., 2016. Soil carbon stock changes due to edge effects in central Amazon forest fragments. *For. Ecol. Manage.* 379, 30–36. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.08.002>
- Barros, L.S., Melo, V.F., Senwo, Z.N., Evald, A., Siqueira, R.H.S., Bardales, R.M., Katle, T., Nunes, D.O., 2018. Effects of Management Practices and Land Use on Biological and Enzymatic Attributes of an Agricultural Area. *J. Agric. Sci.* 10, 110–122. <https://doi.org/10.5539/jas.v10n6p110>
- Bastos, T.X., 1982. O Clima da Amazônia Brasileira Segundo KÖPPEN. EMBRAPA - Pesqui. Agropecuária Bras. 1–5.
- Becker, B.K., 2010. Revisão das políticas de ocupação da Amazônia: é possível identificar modelos para projetar cenários? *Parcerias estratégicas* 6, 135–159. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.11.209>
- Card, D., 1982. Using know map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 48, 432–439.
- Congalton, R.G., 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 37, 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Conrad, O., Bechtel, B., Bock, M., Dietrich, H., Fischer, E., Gerlitz, L., Wehberg, J., Wichmann, V., Böhrner, J., 2015. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. *Geosci. Model Dev.* 8, 1991–2007. <https://doi.org/10.5194/gmd-8-1991-2015>
- Couto-Santos, F.R., Luizão, F.J., Carneiro Filho, A., 2014. The influence of the conservation status and changes in the rainfall regime on forest-savanna mosaic dynamics in Northern Brazilian Amazon. *Acta Amaz.* 44, 197–206. <https://doi.org/10.1111/gcb.13134>
- CPRM, 1999. Programa Levantamentos Geológicos Básicos do Brasil. Roraima Central, Folhas NA.20-X-B e NA.20-X-D (integrais), NA.20-X-A, NA.20-X-C, NA.21-V-A e NA.21-V-C (parciais). Escala 1:500.000.
- Defries, R.S., Foley, J.A., Asner, G.P., 2004. Land use choices balancing human needs and ecosystem function. *Front. Ecol. Environ.* 2, 249–257. [https://doi.org/https://doi.org/10.1890/1540-9295\(2004\)002\[0249:LCBHNA\]2.0.CO;2](https://doi.org/https://doi.org/10.1890/1540-9295(2004)002[0249:LCBHNA]2.0.CO;2)
- DSG, 2001. SCN_Carta_Topografica_Matricular-BOAVISTA-NA-20-X-D-250.000.pdf.
- Eastman, J.R., 2016. TerrSet Manual. Geospatial Monitoring and Modeling System. Clark Labs, MA - USA.
- Eastman, J.R., 2006. The Land Change Modeler for Ecological Sustainability, in: IDRISI Andes - Guide to GIS and Image Processing. pp. 239–260. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.802519>
- Eckert, S., Ratsimba, H.R., Rakotondrasoa, L.O., Rajoelison, L.G., Ehrensperger, A., 2011. Deforestation and forest degradation monitoring and assessment of biomass and carbon stock of lowland rainforest in the Analanjirofo region, Madagascar. *For. Ecol. Manage.* 262, 1996–2007. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.08.041>
- Esri, 2016. Arcgis 10.4 -Environmental Systems Research Institute, Inc Redlands, CA.
- Fathizad, H., Rostami, N., Faramarzi, M., 2015. Detection and prediction of land cover changes using Markov chain model in semi-arid rangeland in western Iran. *Environ. Monit. Assess.* 187. <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4805-y>
- Fearnside, P.M., 2017. Deforestation of the Brazilian Amazon. In: *Oxford Research Encyclopedia of Environmental Science*. New York, USA. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780199389414.013.102>
- Fearnside, P.M., 1991. DESMATAMENTO E DESENVOLVIMENTO AGRÍCOLA NA AMAZONIA BRASILEIRA. *Mus. Para. Emilio Goeldi* 363, 2–1.
- Follett, R.F., Stewart, C.E., Pruessner, E.G., Kimble, J.M., 2012. Effects of climate change on soil carbon and nitrogen storage in the US Great Plains. *J. Soil Water Conserv.* 67, 331–342. <https://doi.org/10.2489/jswc.67.5.331>
- Garcia, A.S., Sawakuchi, H.O., Eduardo, M., Victoria, M., Ballester, R., 2017. Landscape changes in a neotropical forest-savanna ecotone zone in central Brazil : The role of protected areas in the maintenance of native vegetation. *J. Environ. Manage.* 187, 16–23. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.11.010>
- Gibbs, H.K., Rausch, L., Munger, J., Schelly, I., Morton, D.C., Noojipady, P., Soares-Filho, B., Barreto, P.,

- Micol, L., Walker, N.F., 2015. Brazil's Soy Moratorium. *Science* (80-). 347, 377–378. <https://doi.org/10.1126/science.aaa0181>
- Gilmore, R., Jr, P., Parmentier, B., 2014. Recommendations for using the relative operating characteristic (ROC). *Landsc. Ecol.* 29, 367–382. <https://doi.org/10.1007/s10980-013-9984-8>
- Godar, J., Tizado, E.J., Pokorny, B., 2012. Who is responsible for deforestation in the Amazon? A spatially explicit analysis along the Transamazon Highway in Brazil. *For. Ecol. Manage.* 267, 58–73. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.11.046>
- Guo, L., Gifford, R., 2002. Soil carbon stocks and land use change: a meta analysis. *Glog. Chang. Biol.* 8, 345–360. <https://doi.org/10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x>
- Guzha, A.C., Torres, G.N., Kovacs, K., Lamparter, G., Amorim, R.S.S., Couto, E., Gerold, G., 2017. Effects of conversion of native cerrado vegetation to pasture on soil hydro-physical properties , evapotranspiration and streamflow on the Amazonian agricultural frontier 1–22. <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/UBKYD>
- Han, H., Yang, C., Song, J., 2015. Scenario Simulation and the Prediction of Land Use and Land Cover Change in Beijing, China. *Sustainability* 7, 4260–4279. <https://doi.org/10.3390/su7044260>
- Hermon, D., 2012. Dynamics of Carbon Stocks Changes from Land Cover into Land Settlement in the Padang City, West Sumatra. *J. Penelit. Geogr.* 45–52. <https://doi.org/https://doi.org/10.23917/forgeo.v26i1.5049>
- Hewitson, B.C., Crane, R.G., 1996. Climatic downscaling: techniques and application. *Clim. Res.* 7, 85–95.
- Hijmans, R.J., Cameron, S.E., Parra, J.L., Jones, P.G., Jarvis, A., 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *Int. J. Climatol.* 25, 1965–1978. <https://doi.org/10.1002/joc.1276>
- Houet, T., Vacquié, L., Sheeren, D., 2015. Evaluating the spatial uncertainty of future land abandonment in a mountain valley (Vicdessos, Pyrenees - France): Insights from model parameterization and experiments. *J. Mt. Sci.* 12, 1095–1112. <https://doi.org/10.1007/s11629-014-3404-7>
- IBGE, 2011. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA . [WWW Document]. Base dados contínua do estado Roraima na escala 1100000. URL http://downloads.ibge.gov.br/downloads_geociencias.htm. (accessed 3.10.15).
- IBGE, 2006. Bases de dados da Amazônia Legal com os temas geologia, geomorfologia, pedologia e vegetação [WWW Document]. Inst. Bras. Geogr. e Estatística. URL http://downloads.ibge.gov.br/downloads_geociencias.htm (accessed 3.10.15).
- Islam, K., Rahman, M.F., Jashimuddin, M., 2018. Modeling land use change using Cellular Automata and Artificial Neural Network: The case of Chunati Wildlife Sanctuary, Bangladesh. *Ecol. Indic.* 88, 439–453. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.01.047>
- Jeong, G., Oeverdieck, H., Park, S.J., Huwe, B., Ließ, M., 2017. Spatial soil nutrients prediction using three supervised learning methods for assessment of land potentials in complex terrain. *Catena* 154, 73–84. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.02.006>
- Katiany, K., Feitosa, A., Frutuoso, J., Júnior, V., Gonçalves, C.E., Schaefer, R., Ivonilde, M., De Sousa, L., Ramos, P.P., Nascimento, R., 2016. RELAÇÕES SOLO–VEGETAÇÃO EM “ILHAS” E FLORESTAIS E SAVANAS ADJACENTES, NO NORDESTE DE RORAIMA SOIL-VEGETATION RELATIONSHIP IN FOREST ISLANDS AND ADJACENT SAVANNA AT THE NORTHEAST RORAIMA, AMAZONIA. *Ciência Florest.* 26, 135–146. <https://doi.org/10.5902/1980509821098>
- Kim, I., Le, Q., Park, S., Tenhunen, J., Koellner, T., 2014. Driving Forces in Archetypical Land-Use Changes in a Mountainous Watershed in East Asia. *Land* 3, 957–980. <https://doi.org/10.3390/land3030957>
- Kuhn, A.M., Wing, J., Weston, S., Williams, A., 2008. The caret Package. *Classif. Regres. Train.*
- Kuhn, M., Johnson, K., 2013. Applied predictive modeling, (VOL 26). ed. Springer, New York.
- Lambin, E.F., Turner, B.L., Geist, H.J., Agbola, S.B., Angelsen, A., Bruce, J.W., Coomes, O.T., Dirzo, R., Fischer, G., Folke, C., 2001. The Causes of Land Use and Land Cover Change: Moving Beyond the Myths. *Glob. Environ. Chang.* 11, 261–269.
- Lameira, O.A., Coimbra, J.M., 1988. Levantamento e distribuição da precipitação em Roraima., (Boletim de Pesquisa nº 12).
- Lapola, D.M., Martinelli, L.A., Peres, C.A., Ometto, J.P.H.B., Ferreira, M.E., Nobre, C.A., Aguiar, A.P.D., Bustamante, M.M.C., Cardoso, M.F., Costa, M.H., Joly, C.A., Leite, C.C., Moutinho, P., Sampaio, G., Strassburg, B.B.N., Vieira, I.C.G., 2014. Pervasive transition of the Brazilian land-use system. *Nat. Clim. Chang.* 4, 27–35. <https://doi.org/10.1038/nclimate2056>
- Lathuillière, M.J., Miranda, E.J., Bulle, C., Couto, E.G., Johnson, M.S., 2017. Land occupation and transformation impacts of soybean production in Southern Amazonia, Brazil. *J. Clean. Prod.* 149, 680–689. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.02.120>
- Laurance, W.F., 2007. Ecosystem decay of Amazonian forest fragments: implications for conservation. *Stab. Trop. Rainfor. Margins* SP-9-35. https://doi.org/10.1007/978-3-540-30290-2_2
- Lin, Y.-P., Lin, Y.-B., Wang, Y.-T., Hong, N.-M., 2008. Monitoring and Predicting Land-use Changes and

- the Hydrology of the Urbanized Paochiao Watershed in Taiwan Using Remote Sensing Data, Urban Growth Models and a Hydrological Model. *Sensors* 8, 658–680. <https://doi.org/10.3390/s8020658>
- Liu, F., Zhang, G.-L., Sun, Y.-J., Zhao, Y.-G., Li, D.-C., 2013. Mapping the Three-Dimensional Distribution of Soil Organic Matter across a Subtropical Hilly Landscape. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 77, 1241. <https://doi.org/10.2136/sssaj2012.0317>
- Lizuka, K., Johnson, B.A., Onishi, A., Magcale-Macandog, D.B., Endo, I., Bragais, M., 2017. Modeling Future Urban Sprawl and Landscape Change in the Laguna de Bay Area, Philippines. *Land* 6, 26. <https://doi.org/10.3390/land6020026>
- Maia, S.M.F., Ogle, S.M., Cerri, C.C., Cerri, C.E.P., 2010. Changes in soil organic carbon storage under different agricultural management systems in the Southwest Amazon Region of Brazil. *Soil Tillage Res.* 106, 177–184. <https://doi.org/10.1016/j.still.2009.12.005>
- Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B., Laslett, G.M., 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma* 154, 138–152. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.10.007>
- MARKOV, A.A., 1971. Extension of the limit theorems of probability theory to a sum of variables connected in a chain., in: *Dynamic Probabilistic System*. John Wiley and Sons.
- Mas, J.F., Kolb, M., Paegelow, M., Camacho Olmedo, M.T., Houet, T., 2014. Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages. *Environ. Model. Softw.* 51, 94–111. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.09.010>
- McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., Minasny, B., 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117, 3–52. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00223-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4)
- Meiyappan, P., Dalton, M., O’Neill, B.C., Jain, A.K., 2014. Spatial modeling of agricultural land use change at global scale. *Ecol. Modell.* 291, 152–174. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2014.07.027>
- Melo, V.F., Francelino, M.R., Fernandes Filho, E.I., Schaefer, C.E.G.R., 2005. Unidades Geoambientais da Região do Apiaú, Roraima. *Bol. Mus. Para. Emílio Goeldi. Ser Ciências Naturais.* 1, 127–138.
- Melo, V.F., Schaefer, C.E.G.R., Fontes, L.E.F.F., Chagas, A.C., Júnior, J.B.L., Andrade, R.P., 2006. Caracterização Física, Química e Mineralógica de Solos da Colônia Agrícola do Apiaú (Roraima, Amazônia), sob Diferentes Usos e após queima. *Rev. Bras. Cienc. do Solo* 30, 1039–1050.
- Mendonça, M.J., Loureiro, P.R.A., Sachsida, A., 2012. The dynamics of land-use in Brazilian Amazon. *Ecol. Econ.* 84, 23–36. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2012.08.014>
- Mesquita, R.D.C.G., Massoca, P.E.D.S., Jakovac, C.C., Bentos, T.V., Williamson, G.B., 2015. Amazon Rain Forest Succession: Stochasticity or Land-Use Legacy? *Bioscience* 65, 849–861. <https://doi.org/10.1093/biosci/biv108>
- Millington, J.D.A., Perry, G.L.W., Romero-Calcerrada, R., 2007. Regression techniques for examining land use/cover change: A case study of a mediterranean landscape. *Ecosystems* 10, 562–578. <https://doi.org/10.1007/s10021-007-9020-4>
- Mishra, V., Rai, P., Mohan, K., 2014. Prediction of land use changes based on land change modeler (LCM) using remote sensing: A case study of Muzaffarpur (Bihar), India. *J. Geogr. Inst. Jovan Cvijic, SASA* 64, 111–127. <https://doi.org/10.2298/IJGI1401111M>
- MMA, 2013. Ministério do Meio Ambiente [WWW Document]. Plano ação para prevenção e Control. do Desmatamento na Amaz. Leg. 3ª fase pelo uso sustentável e Conserv. da floresta. URL http://www.mma.gov.br/images/arquivo/80120/PPCDAm_FINAL_PPCDAM.PDF (accessed 12.1.17).
- Nobre, C.A., Sampaio, G., Borma, L.S., Castilla-Rubio, J.C., Silva, J.S., Cardoso, M., 2016. Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 113, 10759–10768. <https://doi.org/10.1073/pnas.1605516113>
- Patriche, C. V., Pimau, R., Grozavu, A., Rosca, B., 2016. A Comparative Analysis of Binary Logistic Regression and Analytical Hierarchy Process for Landslide Susceptibility Assessment in the Dobrov River Basin, Romania. *Pedosphere* 26, 335–350. [https://doi.org/10.1016/S1002-0160\(15\)60047-9](https://doi.org/10.1016/S1002-0160(15)60047-9)
- Pedroso-Junior, N.N., Adams, C., Murrieta, R., S.S., 2008. Slash-and-burn agriculture: A system in transformation. *Bol. Mus. Para. Emílio Goeldi* 3, 153–174. <https://doi.org/10.1590/S1981-81222008000200003>
- Pourghasemi, H., R., 2016. GIS-based forest fire susceptibility mapping in Iran: a comparison between evidential belief function and binary logistic regression models. *Scand. J. For. Res.* 31, 80–98. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/02827581.2015.1052750>
- R Core Team, 2017. A language and environment for statistical computing. *R Found. Stat. Comput.*
- RADAMBRASIL, 1986. Levantamento de Recursos Naturais da Secretaria de Planejamento da Previdência da República. IBGE.
- RADAMBRASIL, 1975. Projeto RADAMBRASIL - Levantamento dos recursos naturais. Vol. 8.: Rio de Janeiro), Volume 8. ed. MMA, Ministério das Minas e Energia, Rio de Janeiro.
- Raghuvanshi, T.K., Negassa, L., Kala, P.M., 2015. GIS based Grid overlay method versus modeling

- approach - A comparative study for landslide hazard zonation (LHZ) in Meta Robi District of West Showa Zone in Ethiopia. *Egypt. J. Remote Sens. Sp. Sci.* 18, 235–250.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.08.001>
- Ramankutty, N., Foley, J. a., 1999. Estimating historical changes in global land cover : Croplands historical have converted areas. *Global Biogeochem. Cycles* 13, 997–1027.
<https://doi.org/10.1029/1999GB900046>
- Rittl, T.F., Oliveira, D., Cerri, C.E.P., 2017. Soil carbon stock changes under different land uses in the Amazon. *Geoderma Reg.* 10, 138–143. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.07.004>
- Roonwal, G.S., 2018. Mineral Exploration: Practical Application, in: *Remote Sensing in Mineral Exploration*. Springer, Singapore, pp. 119–153. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-981-10-5604-8_4
- Rouse, J., Hass, R., Schell, J., Deering, D., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, in: Franden, S., Marcanti, E., Becker, M. (Ed.), *Third ERTS-1 Symposium*. Washington D.C., pp. 309–317.
- Ruhoff, A., Fatin-Cruz, I., Collishonn, W., 2010. MODELOS DE SIMULAÇÃO DINÂMICA DO DESMATAMENTO NA AMAZÔNIA. *Caminhos da Geogr.* 11, 258–268.
- Sabins, F.F., 1999. Remote sensing for mineral exploration. *Ore Geol. Rev.* 14, 157–183.
[https://doi.org/10.1016/S0169-1368\(99\)00007-4](https://doi.org/10.1016/S0169-1368(99)00007-4)
- Sangermano, F., Eastman, J.R., Zhu, H., 2010. Similarity Weighted Instance-based Learning for the Generation of Transition Potentials in Land Use Change Modeling. *Trans. GIS.*
<https://doi.org/10.1111/j.1467-9671.2010.01226.x>
- Santos, É.P., Piroli, E.L., 2015. Detecção de mudanças no uso e cobertura da terra utilizando Land Change Modeler: o caso da bacia hidrográfica do Ribeirão do Rebojo, Pontal do Paranapanema, SP, Brasil, in: *Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de Abril de 2015, INPE*. pp. 1391–1398. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Santos, H.G., Jacomine, P.K.T., Anjos, L.H.C. dos, Oliveira, V.A. de, Lumbreras, J.F., Coelho, M., Almeida, J.A. de, Cunha, T.J.F., Oliveira, J.B. de, 2013. Sistema brasileiro de classificação de solos, 3^o. ed, Embrapa Solos. Embrapa, Brasília. [https://doi.org/ISBN 978-85-7035-198-2](https://doi.org/ISBN%20978-85-7035-198-2)
- Sayemuzzaman, M., Jha, M.K., 2014. Modeling of Future Land Cover Land Use Change in North Carolina Using Markov Chain and Cellular Automata Model. *Am. J. Eng. Appl. Sci.* 7, 295–306.
<https://doi.org/10.3844/ajeassp.2014.295.306>
- Schaefer, C.E.G.R., 1997. Ecogeography and human cenário in Northeast Roraima, Brazil. *J. Brazilian Assoc. Adv. Sci.* 49, 241–252.
- Schneider, L.C., Pontius, R.G.J., 2001. Modeling land-use change in the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agric. Ecosyst. Environ.* 85, 83–94. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00189-X](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00189-X)
- Shabou, M., Mougenot, B., Chabaane, Z., Walter, C., Boulet, G., Aissa, N., Zribi, M., 2015. Soil Clay Content Mapping Using a Time Series of Landsat TM Data in Semi-Arid Lands. *Remote Sens.* 7, 6059–6078. <https://doi.org/10.3390/rs70506059>
- Siegel, S., Castellan, N.J., 1988. *Nonparametric statistics for the behavioral sciences.*, McGraw Hill.
- Silva, W.G., Metzger, J.P., Simões, S., Simonetti, C., 2007. Relief influence on the spatial distribution of the Atlantic Forest cover on the Ibiúna Plateau, SP. *Braz. J. Biol.* 67, 403–411.
<https://doi.org/10.1590/S1519-69842007000300004>
- Silvestrini, R.A., Soares-Filho, B.S., Nepstad, D., Coe, M., Rodrigues, H., Assunção, R., 2011. Simulating fire regimes in the Amazon in response to climate change and deforestation. *Ecol. Appl.* 21, 1573–1590. <https://doi.org/10.1890/10-0827.1>
- Soares-Filho, B., Alencar, A., Nepstad, D., Cerqueira, G., Diaz, M.D.C.V., Rivero, S., Solórzano, L., Voll, E., 2004. Simulating the response of land-cover changes to road paving and governance along a major Amazon ighway: the Santarém-Cuiabá corridor. *Glob. Chang. Biol.* 10, 745–764.
<https://doi.org/10.1111/j.1529-8817.2003.00769.x> Simulating
- Souza, D.M., Teixeira, R.F.M., Ostermann, O.P., 2015. Assessing biodiversity loss due to land use with Life Cycle Assessment: Are we there yet? *Glob. Chang. Biol.* 21, 32–47. <https://doi.org/10.1111/gcb.12709>
- Sreenivas, K., Sujatha, G., Sudhir, K., Kiran, D.V., Fyzee, M.A., Ravisankar, T., Dadhwal, V.K., 2014. Spatial Assessment of Soil Organic Carbon Density Through Random Forests Based Imputation. *J. Indian Soc. Remote Sens.* 42, 577–587. <https://doi.org/10.1007/s12524-013-0332-x>
- Stevens, A., Nocita, M., Tóth, G., Montanarella, L., van Wesemael, B., 2013. Prediction of Soil Organic Carbon at the European Scale by Visible and Near InfraRed Reflectance Spectroscopy. *PLoS One* 8. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0066409>
- Trumbore, S.E., Hartmann, H., 2015. Forest health and global change. *Science* (80-.). 349, 814–818.
<https://doi.org/10.1126/science.aac6759>
- Urquiza, M., Melo, V.F., Francelino, M.R., Schaefer, C.E.G.R., Souza, E. de, Barbosa, R.I., Santiago, M.M.,

- Araújo, T.H.C., Maia, S.S., 2018. Anthropogenic Processes and Land-Use Change During 33 Years in Roraima, Northern Amazonia. *J. Agric. Sci.* 10, 426–442. <https://doi.org/10.5539/jas.v10n7p426>
- van der Werff, H., van der Meer, F., 2016. Sentinel-2A MSI and Landsat 8 OLI provide data continuity for geological remote sensing. *Remote Sens.* 8. <https://doi.org/10.3390/rs8110883>
- Verburg, P.H., Kok, K., Pontius, R.G., Veldkamp, A., 2008. Modeling Land-Use and Land-Cover Change, in: *Land-Use and Land-Cover Change*. pp. 117–135. <https://doi.org/10.1007/3-540-32202-7>
- Wheeler, D., Tiefelsdorf, M., 2005. Multicollinearity and correlation among local regression coefficients in geographically weighted regression. *J. Geogr. Syst.* 7, 161–187. <https://doi.org/10.1007/s10109-005-0155-6>
- Wilby, R.L., Wigley, T.M.L., 1997. Downscaling general circulation model output: a review of methods and limitations. *Prog. Phys. Geogr. Earth Environ.* 21, 530–548. <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/030913339702100403>
- Wu, F., Webster, C.J., 2000. Simulating artificial cities in a GIS environment: urban growth under alternative regulation regimes. *Int. J. Geogr. Inf. Sci.* 14, 625–648. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/136588100424945>
- Yang, R.M., Zhang, G.L., Liu, F., Lu, Y.Y., Yang, F., Yang, F., Yang, M., Zhao, Y.G., Li, D.C., 2016. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecol. Indic.* 60, 870–878. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.08.036>
- Yang, X., Blagodatsky, S., Lippe, M., Liu, F., Hammond, J., Xu, J., Cadisch, G., 2016. Land-use change impact on time-averaged carbon balances: Rubber expansion and reforestation in a biosphere reserve, South-West China. *For. Ecol. Manage.* 372, 149–163. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.04.009>

CONSIDERAÇÕES

O modelo de mudança de uso da terra acoplado à predição e análise dos estoques de carbono orgânico no solo, mostrou performances plausíveis para a evolução dos processos antrópicos de maior expressão e o emprego de variáveis pedológicas, climáticas e espectrais foi determinante para identificar os principais *drivers* às mudanças, e os efeitos sobre os estoques de carbono nos 33 anos avaliados neste estudo. As conversões de uso da terra revelam uma gênese complexa, cuja decisão humana à antropização dos ambientes naturais, em defesa da sua evolução e subsistência, parece restabelecer a doutrina do antropismo. Evidências de alterações edáficas, avaliadas no armazenamento do carbono orgânico no solo, e na resiliência dos ambientes florestais sugerem os efeitos negativos, ao ritmo, magnitude e trajetória dos mecanismos de regulação dos ecossistemas, pela expansão agropecuária não consorciada à práticas sustentáveis no manejo e uso das terras. Tal como as causas, também são complexos os mecanismos para avaliar o impacto das alterações antrópicas. O uso de preditores de diferentes naturezas para mapear os estoques de carbono e avaliar os efeitos das mudanças de uso, além de proporcionar uma maior acurácia, possibilitam novos rumos para discussões, uma vez que a multidimensionalidade ajuda a capturar a heterogeneidade intrínseca das relações ambientais no cenário Amazônico. Os resultados derivados desse mapeamento possibilitaram contribuir com resolução espacial de 30 m, dados ainda não avaliados para uma região peculiar de Roraima, onde campinaranas, savanas e florestas concorrem à coexistência com extensas áreas de pastagens, em sua maioria degradadas. Limitações em bases de dados dos recursos naturais da Amazônia dificultam avanços mais significativos, ainda que sejam empregadas modelagens robustas baseadas nos algoritmos de aprendizagem, como o *random forest*. As incertezas acerca das estimativas dos estoques de carbono e do real impacto a este ente, motivam esforços científicos no contexto global, dada a relação cada vez mais evidenciada entre as mudanças de uso e as variações climáticas, de certo modo ambas, objetos das ações antrópicas. A modelagem dos processos antrópicos mais relevantes consorciada a determinação dos estoques de carbono no solo, revelaram o passivo ambiental, de 3Tg C, considerando o cenário dos usos da terra à década de 80. Nesse sentido, observa-se a regra inversa à ditada em nossa estrutura linguística, onde os objetos (entes antropizados) podem exercer mudanças ao sujeito (seres humanos e as outras formas de vida), e ao seu habitat, e desafiam a ciência ao emprego de novas metodologias e estabelecimento de variáveis capazes de traduzir os efeitos da relação antrópica do homem com os mecanismos que promovem o desenvolvimento econômico-social sem detrimento ao meio ambiente.