

Modelagem Espacial Dinâmica para a concepção de cenários prospectivos de uso e cobertura da terra no município de Araraquara – SP

Dynamic Spatial Modeling for the design of prospective land use and cover scenarios in the municipality of Araraquara – SP

Modelado Espacial Dinámico para el diseño de escenarios prospectivos de uso y cobertura del suelo en el municipio de Araraquara – SP

Guilherme Rodrigo Brizolari  

Universidade Federal de Alfenas – UNIFAL, Alfenas (MG), Brasil
rodrigo.brizolari@sou.unifal-mg.edu.br

Rodrigo José Pisani  

Universidade Federal de Alfenas – UNIFAL, Alfenas (MG), Brasil
rodrigo.pisani@unifal-mg.edu.br

Resumo

O presente artigo buscou analisar de quais formas uma modelagem espacial dinâmica pode contribuir com as questões relacionadas ao ordenamento territorial, discorrendo sobre as possibilidades oriundas da prospecção de cenários de uso e cobertura da terra futuros tendo como estudo de caso o município de Araraquara-SP. O modelo foi elaborado fazendo uso do plugin MOLUSCE, presente na plataforma QGIS, utilizando os mapeamentos do projeto Map Biomas (SOUZA, 2020) para os anos de 2000, 2010 e 2020 adotando o método das Redes Neurais Artificiais para gerar o potencial de transição entre os usos e cobertura da terra e um modelo autômato-celular na abordagem Monte Carlo (LIU, et al. 2001), prospectando um cenário para o ano de 2030. Os resultados dos modelos de transição foram satisfatórios, onde o valor Kappa obtido foi de 0,72 para o período de 2000–2010 e 0,68 para o período de 2010–2020. Fazendo uso do mapa de uso inicial, de referência e o mapa simulado de foi feita análise pelo MOLUSCE, indicando um Kappa de 0,65 para a prospecção feita pelo modelo. Conclui-se que o MOLUSCE projetou um cenário que pode auxiliar os gestores públicos no ordenamento e planejamento territorial de Araraquara para



o ano de 2030, levando em consideração as informações que calibraram o modelo, demonstrando inclusive que a ferramenta pode ser utilizada para outros estudos de caso.

Palavras-chave: Molusce. Cenários futuros. QGIS.

Abstract

This article sought to analyze how dynamic spatial modeling can contribute to issues related to territorial planning, discussing the possibilities arising from the prospection of future land use and land cover scenarios, using the municipality of Araraquara-SP as a case study. The model was developed using the MOLUSCE plugin on the QGIS platform, using mapping from the Map Biomes project (SOUZA, 2020) for the years 2000, 2010 and 2020, adopting the Artificial Neural Networks method to generate the potential for transition between land uses and land cover, and a cellular automaton model using the Monte Carlo approach (LIU, et al. 2001), prospecting a scenario for the year 2030. The results of the transition models were satisfactory, with a Kappa value of 0.72 for the 2000-2010 period and 0.68 for the 2010-2020 period. MOLUSCE analyzed the initial use map, the reference map and the simulated map, indicating a Kappa of 0.65 for the model's forecast. The conclusion is that MOLUSCE has projected a scenario that can help public managers in the planning of Araraquara's territory for the year 2030, considering the information that calibrated the model, demonstrating that the tool can be used for other case studies.

Keywords: Molusce. Future scenarios. GIS.

Resumen

Este artículo buscó analizar cómo la modelización espacial dinámica puede contribuir a cuestiones relacionadas con la planificación del uso del suelo, discutiendo las posibilidades que surgen de la prospección de futuros escenarios de uso y cobertura del suelo, utilizando el municipio de Araraquara-SP como caso de estudio. El modelo fue desarrollado utilizando el plugin MOLUSCE en la plataforma QGIS, utilizando la cartografía del proyecto Map Biomes (SOUZA, 2020) para los años 2000, 2010 y 2020, adoptando el método de Redes Neuronales Artificiales para generar el potencial de transición entre usos y coberturas del suelo, y un modelo de autómatas celulares utilizando el enfoque de Monte Carlo (LIU, et al. 2001), prospectando un escenario para el año 2030. Los resultados de los modelos de transición fueron satisfactorios, con un valor Kappa de 0,72 para el periodo 2000-2010 y de 0,68 para el periodo 2010-2020. MOLUSCE analizó el mapa de uso inicial, el mapa de referencia y el mapa simulado, indicando un Kappa de 0,65 para la previsión del modelo. La conclusión es que MOLUSCE ha proyectado un escenario que puede ayudar a los gestores públicos en la planificación del uso del suelo de Araraquara para el año 2030, teniendo en cuenta la información que calibró el modelo, demostrando que la herramienta puede ser utilizada para otros casos de estudio.

Palabras-clave: Molusce. Escenarios futuros. SIG.

Introdução

As atividades humanas impactam de diferentes formas o meio do qual estamos inseridos podendo sofrer interferências seja no sentido de seu desenvolvimento, sendo ocupado de forma mais intensa, recebendo maiores investimentos, ou atenção maior do estado, ou ainda, no sentido de sua degradação, sendo ocupado de forma irregular e/ou predatória. O planejamento territorial visa um desenvolvimento sustentável e equitativo,

integrando os anseios econômicos, sociais e ambientais, bem como os diferentes atores e agentes modificadores do espaço, para que seja possível regular os diversos usos e ocupações da terra da melhor forma possível.

No que tange as ferramentas de planejamento territorial, os modelos de sistemas ambientais podem ser considerados como uma representação matemática simplificada da realidade, generalizando suas características e relações, sendo extremamente relevantes para a compreensão dos aspectos fundamentais da realidade com o uso de projeção de cenários prospectivos. Existem diferentes modelos ambientais, todavia o abordado nesse trabalho será o modelo espacial dinâmico. Esse modelo busca se antecipar a evolução de um sistema ambiental, por meio da análise de diferentes *inputs* (entradas de energia em um sistema) e variáveis de elementos, assim como as suas relações. Esse modelo busca reproduzir processos do mundo real representados por meio de procedimentos matemáticos, no qual os resultados obtidos se modificam em decorrência das variações dos *inputs* inseridos, representando possíveis cenários futuros ou prospectivos.

Nesse contexto, o presente artigo analisou o uso e cobertura da terra do município de Araraquara–SP nos anos 2000, 2010 e 2020, prospectando um cenário de uso e cobertura da terra para o ano de 2030. Para elaborar essa previsão de cenário, utilizou-se o plugin Modules for Land Use Change Evaluation - MOLUSCE presente dentro do software QGIS, utilizado para analisar, modelar e simular mudanças no uso e cobertura da terra.

A escolha do município foi motivada devido ao contexto do agronegócio na região, refletindo intensamente as dinâmicas no uso e cobertura da terra, onde a cana-de-açúcar, majoritariamente, e as pastagens, predominam na paisagem araraquarense em mais de 80 % da área de estudo de acordo com o Map Biomas (SOUZA, 2020). Ao considerar a ampla expansão canavieira da região em questão e as fortes pressões impostas pela agroindústria, a utilização de uma modelagem espacial dinâmica pode contribuir na compreensão dos processos dinâmicos de modificações dos ambientes rurais e urbanos no município de Araraquara-SP. Tomando como base a zona rural do município, seria possível compreender alguns fenômenos relacionados ao avanço da cultura da cana-de-açúcar e das pastagens, indicando possíveis desmatamentos de áreas naturais em Araraquara ou ainda a substituição de outras classes de uso e cobertura da

terra. Já ao se tratar da zona urbana do município, a sua utilidade se relacionaria com a identificação, quantificação e prospecção das possíveis tendências futuras a expansão, ao relacionar elementos como: onde, em qual direção, qual intensidade e próximo a que pode ocorrer.

Conforme descrito por Almeida (2003) o período de 10 anos de simulação foi escolhido por ser o tempo máximo considerado como uma modelagem de uso e cobertura da terra com um prazo médio, onde essa prospecção de cenário se encontra entre 5 e 10 anos. Tal delimitação pode ser entendida pelos problemas apontados pela autora, onde prazos longos, ou seja, maiores que 10 anos, estão condicionados a maiores imprecisões provenientes das mudanças na dinâmica da paisagem.

Modelagem Espacial Dinâmica

De acordo com Almeida (2003), a aplicação de uma modelagem espacial dinâmica se relaciona intimamente com o ordenamento territorial, sendo uma ferramenta valiosa para auxiliar e embasar tomadas de decisão relacionadas a esse planejamento espacial. A produção de mapeamentos de uso e cobertura da terra de anos passados, aliados à predição de um mapeamento para anos futuros, permitem uma melhor compreensão das alterações no uso e cobertura da terra já ocorridos, e possibilitam a percepção de tendências de alterações futuras.

Essas informações são fundamentais para gestores públicos, desde a análise dos usos e coberturas da terra passados, auxiliando no conhecimento daquela determinada área, mas principalmente na análise preditiva do uso e cobertura da terra, visto que dessa forma o gestor pode se preparar melhor para os possíveis problemas que essa análise possa apontar (Almeida, 2007). Ainda de acordo com a mesma autora, a possibilidade de visualizar de forma mais clara e objetiva as regiões de expansão urbana forneceria ferramentas para preparar antecipadamente infraestruturas necessárias para atender aquela determinada demanda, ou ainda a averiguação se essas áreas de possíveis expansões são aptas para receber esse crescimento. Sem esse conhecimento, a cidade pode expandir para áreas despreparadas quanto a infraestrutura (iluminação pública, rede de esgoto, linhas de transporte público, entre outras), ou ainda locais inapropriados

para a ocupação da mancha urbana, como por exemplo locais muito íngremes ou áreas destinadas a proteção de sua natureza.

O modelo espacial dinâmico, ou modelo preditivo, é definido por Burrough (2003) como sendo uma simplificação de fenômenos presentes no mundo real, porém representados de forma matemática, onde os objetos de interesse na superfície terrestre vão se modificar conforme as alterações das variáveis presentes no modelo, e para o seu desempenho ser condizente com a realidade, é necessário que algumas premissas ocorram, como por exemplo:

O espaço como uma entidade não homogênea tanto nas suas propriedades quanto na sua estrutura; as vizinhanças como relações não estacionárias; as regras de transição como regras não universais; a variação do tempo como um processo regular ou irregular; o sistema como um ambiente aberto a influências externas. (Couclelis, 1997 apud Pedrosa, 2004, p. 2)

Existem distintos modelos espaciais dinâmicos, como por exemplo os modelos de alocação espacial (fazem uso de regras de transição baseadas nas características da vizinhança e do próprio local, calculando a probabilidade, nesse caso, da conversão do uso da terra em outros usos), modelos baseados em agentes (tais agentes são discretos, e conseguem se adaptar conforme as necessidades, tomando decisões baseadas nas modificações do sistema), modelos econométricos espacialmente explícitos (são baseados em teorias econômicas) e os modelos elaborados por meio dos autômatos celulares, que é o caso do modelo utilizado pelo MOLUSCE, complemento da plataforma QGIS utilizado para a geração do modelo espacial dinâmico (Wainger *et al*, 2007).

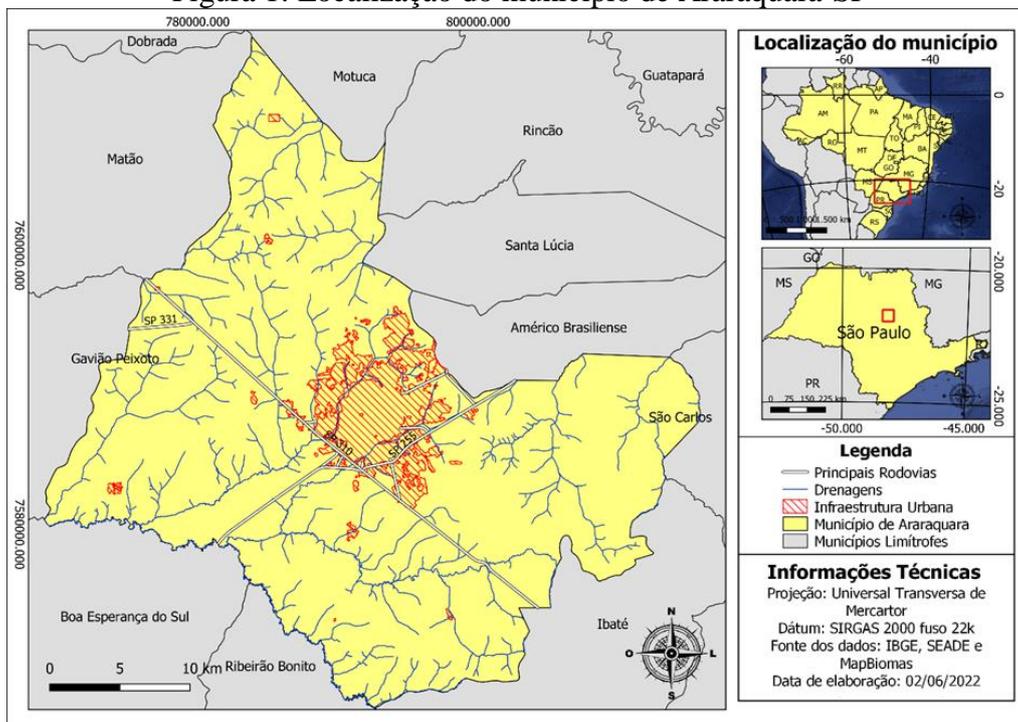
A modelagem espacial dinâmica é uma ferramenta relativamente recente na geografia, mas com importantes contribuições para a sociedade, em especial na gestão do território, conforme apontado por Lambin *et al* (2000), ela auxilia na tomada de decisões e fornece subsídios para tal, podendo ser muito interessante para gestores públicos. O trabalho de Bonham-Carter (1998) foi relevante para essa compreensão, mostrando como um ambiente SIG tem a capacidade de estruturar a modelagem dinâmica, e como a compreensão do uso e ocupação da terra, gerando cenários futuros desses usos, auxilia na gestão e compreensão do espaço.

A modelagem e os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) estreitaram laços no decorrer dos anos. Esse aumento da relação entre eles pode ser observado na espacialização e na variabilidade espacial das características dos sistemas em análise, bem como na compreensão de que as entradas de matéria e energia, ou seja, os *inputs*, apresentam uma variabilidade temporal e diferenciação espacial. (Christofoletti, 1999).

Área de estudo, materiais e métodos

O município de Araraquara está localizado no interior do estado de São Paulo, a 274km de distância da capital paulista. A sua área total corresponde a 1.003,625 km², cujos municípios limítrofes são Gavião Peixoto, Boa Esperança do Sul, Ribeirão Bonito, Ibaté, São Carlos, Américo Brasiliense, Santa Lúcia, Rincão, Motuca e Matão, como pode ser visualizado na Figura 1 a seguir. De acordo com as Regiões de Influência das Cidades (REGIC), elaborado pelo IBGE (2018), Araraquara é uma Capital Regional C e faz parte da microrregião e mesorregião de Araraquara.

Figura 1: Localização do município de Araraquara-SP



Fonte: Autores, 2023.

O clima do município de Araraquara, segundo a classificação de Köppen-Geiger, é o Cwa, caracterizado por um clima quente, com Invernos secos e verões úmidos. É possível encontrar referências apontando Araraquara na classificação Aw, todavia, conforme trabalho elaborado por Rolim (2007), para um local ser enquadrando no grupo Aw da classificação Köppen-Geiger, seria necessário a manutenção de uma temperatura média dos meses mais frios superiores a 18 °C e uma média mensal de chuva entre 60mm e 30mm para os meses mais secos, pré-requisitos não atingidos pelo município de Araraquara, visto que sua temperatura média dos meses de junho e julho são respectivamente 16,9 °C e 16,8 °C.

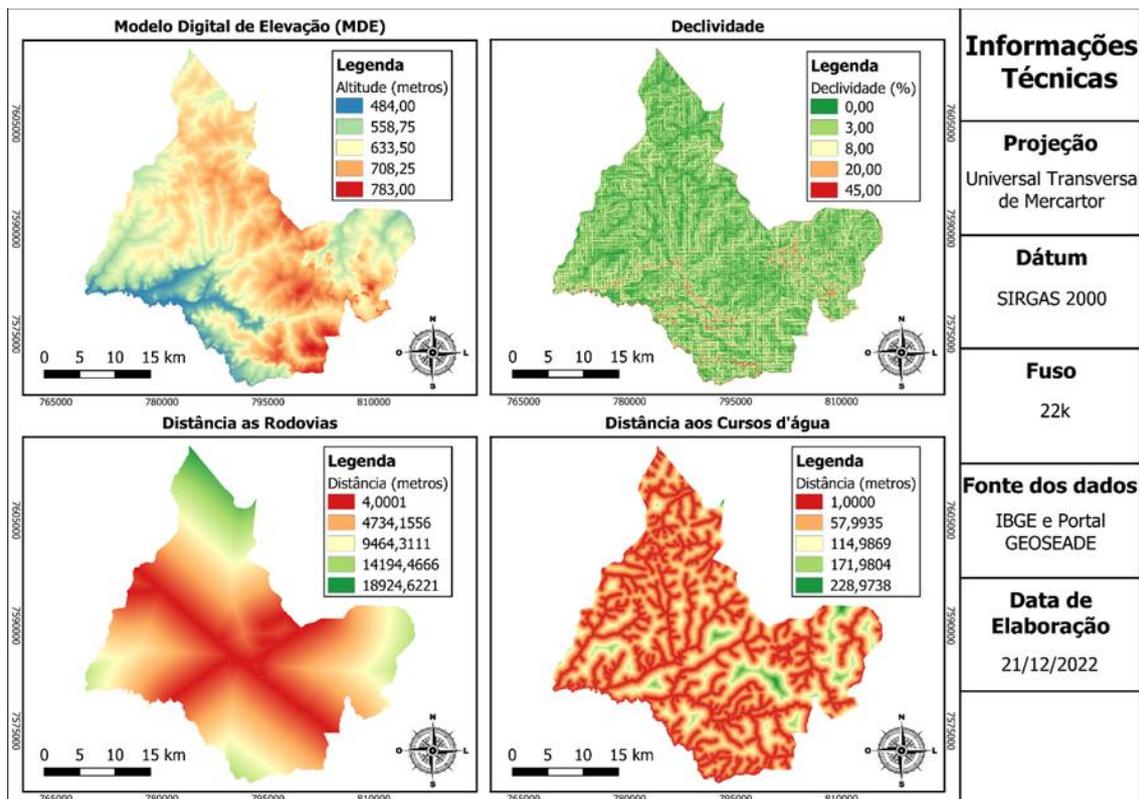
Ao se tratar da pedologia da região de Araraquara, encontra-se majoritariamente os solos do tipo Latossolo Vermelho, intercalados com o Latossolo Vermelho Amarelo, apresentando ainda os Neossolos Quartzarênicos, conforme apontado por Oliveira (1999). As cotas altimétricas, de acordo com o modelo Copernicus 30 metros se distribuem nas partes mais baixas na porção oeste e sudoeste do município com aproximadamente 484 metros até as partes mais altas nas regiões que cortam o norte, região central e sul da com aproximadamente 783 metros de altitude em relação ao nível do mar, com amplitude altimétrica de 299 metros. Na sua grande maioria predominam relevos planos e de colinas suavemente onduladas com declividades que não 8 % de declividade, facilitando dessa forma a mecanização agrícola da região.

Elaboração dos mapas de uso da terra e variáveis espaciais utilizadas na modelagem

A modelagem da dinâmica do uso e cobertura da terra foi realizada no plugin MOLUSCE do software QGIS em sua versão 2.18, utilizando o período de simulação de 2000–2010, e o ano de 2020 como referência, para assim gerar um cenário prospectivo de uso e cobertura da terra para o ano de 2030 com tamanho de pixel de 30 metros. É importante ressaltar que o período de simulação é decorrente da diferença do período dos mapas iniciais e finais inseridos, ou seja, para prospectar um cenário futuro de 5 anos para o ano de 2025, seria necessário inserir os anos de 2010 e 2015, e utilizar o ano de 2020 como referência, por exemplo. As classes de uso e cobertura da terra utilizadas para a presente pesquisa foram: Cana-de-açúcar, infraestrutura urbana, pastagem e silvicultura, vegetação nativa e silvicultura.

As variáveis espaciais inseridas no modelo, para embasar e auxiliar a compreensão das mudanças do uso e cobertura da terra ocorridas no período de estudo, foram a altitude (MDE), declividade, distância às rodovias, distância aos rios, geologia, geomorfologia e pedologia. Na Figura 2 a seguir é possível visualizar os mapeamentos correspondentes a altitude (MDE), declividade, distância às rodovias e distância aos cursos d'água.

Figura 2: Variáveis utilizadas na modelagem



Fonte: Autores, 2023.

A escolha dessas variáveis foi embasada por meio de uma análise prévia de trabalhos que buscaram prospectar cenários futuros de uso e cobertura da terra, observando quais variáveis eram usualmente utilizadas pelos autores e quais as suas respectivas finalidades dentro do modelo (Almeida, 2003; Pisani, 2014; Delaneze, 2016). Foram também inseridas variáveis menos presentes em modelos espaciais dinâmicos, como por exemplo a geomorfologia, pedologia e geologia, mas que foram inseridas para conferir uma caracterização da área de estudo ao modelo.

Foi utilizado a técnica da correlação de Pearson para analisar as variáveis inseridas no modelo, sendo esse um coeficiente, segundo Figueiredo Filho e Silva Júnior (2009, p.118), como “uma medida de associação linear entre variáveis”, onde a associação se dá pelo compartilhamento que as variáveis apresentam entre as suas variâncias, e a linearidade ocorre devido ao padrão de relacionamento entre duas variáveis serem representados por uma linha reta, onde um acréscimo ou um desconto de uma unidade representada na variável X acarreta o mesmo impacto na variável Y.

Os valores do coeficiente de correlação de Pearson variam de -1 a 1, onde os valores positivos e negativos dependem da relação que as variáveis assumem, uma relação direta apresentaria valores positivos, ou seja, se o valor de X aumentar o de Y também aumenta, enquanto uma correlação que apresente valores negativos corresponderia a uma relação inversa, se o valor de X aumenta, o de Y diminui. Valores próximos de -1 ou de 1 indicam uma correlação quase perfeita, ou seja, as informações de uma variável podem ser determinadas ao conhecer as informações da outra, ao passo que quanto mais uma correlação se aproximar do 0, menor vai ser a relação linear assumida entre as variáveis. Foi proposto por Cohen (1960) uma classificação qualitativa dos resultados da correlação de Pearson, onde valores localizados entre 0,10 e 0,29 são considerados pequenos; valores entre 0,30 e 0,49 podem ser interpretados como médios; e valores entre 0,50 e 1 se enquadrariam como grandes (Figueiredo Filho; Silva Júnior, 2009).

Conforme a escala elaborada por Pearson (1994), foi possível visualizar que nenhuma variável apresenta uma correlação forte com as demais, enquanto uma correlação média pode ser observada na variável correspondente à geomorfologia, que apresentou esse nível de correlação com a geologia e o MDE. O restante das variáveis apresentou uma correlação pequena, ou não possuíram nenhum tipo de correlação, como pode ser visualizada na Tabela 1 a seguir.

Tabela 1 – Correlação de Pearson entre as variáveis utilizadas no modelo

	Distância aos Cursos d'água	Geomorfologia	Geologia	MDE	Declividade	Distância às Rodovias	Pedologia
Distância aos Cursos d'água	..	-0,0181	-0,0679	0,3056	-0,1857	-0,0339	-0,1076
Geomorfologia	0,3703	0,4484	0,0143	-0,1014	-0,1778
Geologia	0,2797	-0,2358	-0,0122	0,1334
MDE	-0,1555	-0,1014	-0,2507
Declividade	-0,0118	-0,0593
Distância às Rodovias.	0,1886
Pedologia.

Fonte: Autores, 2023.

Para gerar o modelo de potencial de transição, adotou-se o método de uma rede neural artificial do tipo *multilayer perceptron*, onde conforme apontado por Muhammad e al. (2022, p. 3) o “algoritmo do processo de aprendizagem analisa a precisão alcançada nos conjuntos de amostras de treinamento e validação e armazena a melhor rede neural na memória. O processo termina quando a melhor precisão possível é atingida”.

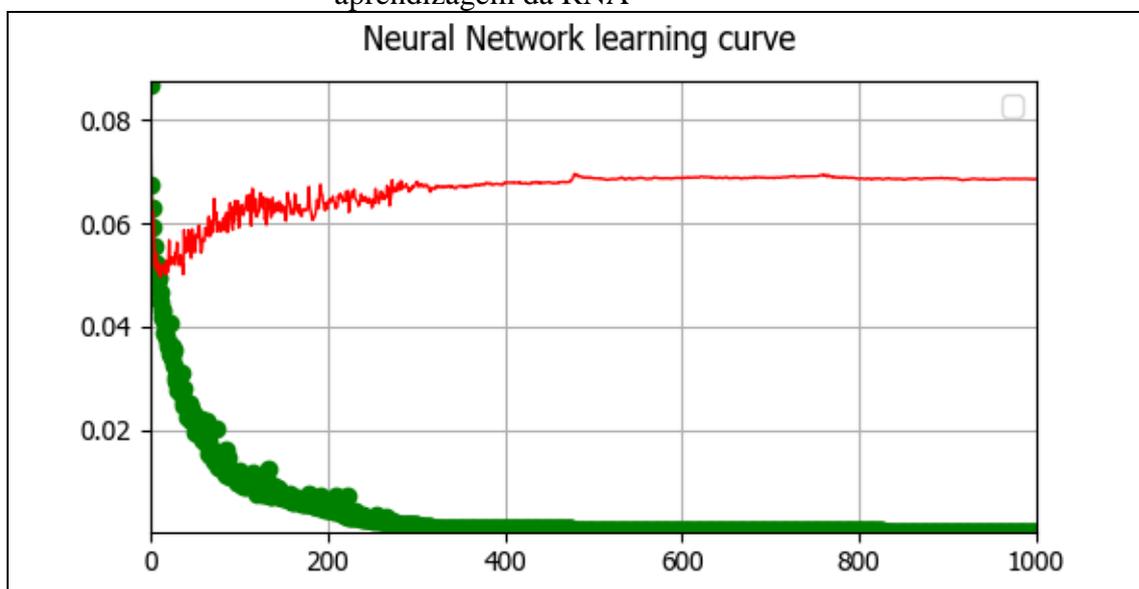
Utilizou-se como parâmetro de Vizinhança (*Neighbourhood*) o número 1. Esse valor corresponde ao número de pixels inseridos na análise de sua vizinhança, ou seja, 1 pixel analisado equivale a uma matriz 3x3, visto que em uma grade regular, um quadrado qualquer (representado nesse caso pelos pixels) possui 8 quadrados vizinhos que o circundam. Foi adotado o menor valor possível nesse campo, visto que dessa forma a análise da vizinhança dos pixels acontece de forma mais específica e detalhada, conferindo uma generalização menor da análise da área de estudo.

Para a Taxa de aprendizagem (*Learning rate*) e o impulso (*momentum*), também foram adotados os menores valores, sendo ele de 0,001 para ambos. Esses campos correspondem aos parâmetros de aprendizagem da rede, onde no caso do “*learning rate*”, grandes valores vão permitir uma aprendizagem rápida da rede, porém instável, apresentando picos no gráfico, enquanto pequenos valores nesse campo corresponderiam a uma aprendizagem mais estável, porém lenta, relação essa parecida com o campo “*momentum*”, visto que um aumento dos valores inseridos em seu campo vão conferir um aumento na velocidade de treinamento da rede, por isso a ideia de

“impulso”, onde um valor baixo representaria pouco impulso de aprendizagem da rede, mantendo-a lenta, porém estável.

Conforme pontuado por Haykin (2001, p.75), “idealmente, a rede se torna mais instruída sobre o seu ambiente após cada iteração do processo de aprendizagem”, portanto, no campo correspondente às Iterações máximas (*Maximum iterations*) utilizou-se o valor 1000. Na Figura 3 a seguir é possível visualizar a curva de aprendizagem da RNA utilizada no modelo, onde foi possível observar uma certa instabilidade nas 200 primeiras iterações, mas se mostrando bastante estável ao decorrer do processo, demonstrando apenas um pequeno pico por volta da iteração 480 e uma pequena diminuição próxima a iteração 750, atingindo uma certa estabilidade no conjunto de erros de treinamento e validação próximos à 0,07.

Figura 3 – Conjuntos de erros de treinamento e de validação no processo de aprendizagem da RNA



Fonte: Autores, 2023.

Baseado nos apontamentos de Haykin (2001, p.205), de que uma RNA baseada no algoritmo de retro propagação apresenta uma certa aproximação da arte, indo além do campo científico, visto que “muitos dos numerosos fatores envolvidos no projeto são o resultado da experiência particular de cada um”, foram testados diversos parâmetros adaptáveis da rede no MOLUSCE, iniciando os testes com um grande número de neurônios e camadas de neurônios (além de diferentes valores para os campos “*Learning rate*” e “*momentum*”), e por meio do método da poda da rede, foi escolhido

os parâmetros que melhor atenderam aos objetivos do trabalho, e que tenha apresentado uma robustez e confiabilidade estatística, com índices kappa maiores e erros mínimos locais e globais menores.

Foi obtido o valor de $-0,014$ para a Validação Global do Erro Mínimo (*Min Validation Overall Error*), que consiste no erro mínimo encontrado na validação do conjunto de amostras. Os resultados obtidos na Variação da Precisão Global (*Δ Overall Accuracy*) foram de $0,049$, demonstrando a diferença entre o erro encontrado e o erro atual. Já no campo destinado a Validação Kappa Atual (*Current Validation Kappa*), foi obtido o valor de $0,70$, e ao levarmos em consideração a classificação do índice kappa elaborada por Landis e Koch (1977), que definiram valores menores de zero como pobres, entre zero e $0,20$ fracos, de $0,21$ a $0,40$ regulares entre $0,41$ a $0,60$ moderados, de $0,61$ e $0,80$ fortes, e entre $0,81$ e 1 quase perfeitos, notamos que o período de simulação se enquadra como uma validação forte.

Conforme evidenciado por Haykin (2001), não existem critérios bem definidos para encerrar o processo de ajuste dos pesos sinápticos, sendo necessário levar em consideração as propriedades únicas das superfícies de erro. Um exemplo de critério de parada que pode ser utilizado se relaciona com o alcance de um limiar suficientemente pequeno pela norma euclidiana do vetor gradiente, ou ainda, pode-se utilizar a taxa absoluta de variação do erro médio quadrado, analisando se ela for suficientemente pequena a cada iteração, sendo tipicamente considerada pequena valores dentro de um intervalo de $0,1$ a 1 por cento por iteração. Por fim, existe um critério bem fundamentado teoricamente, relacionado com a capacidade de generalização da rede, visto que essa capacidade é testada a cada iteração, onde ao atingir um desempenho de generalização adequado, o processo pode ser encerrado.

Após a elaboração do modelo potencial de transição pela RNA, e da simulação elaborada pelo CA, foi validado e comparado o resultado da simulação do período de 2000–2010 com o mapa de uso e cobertura da terra do ano de 2020 utilizado como referência. Essa comparação acarretou uma precisão geral (*% of Correctness*), que consiste na porcentagem de correspondência entre um mapa e outro, de $80,32\%$. Foram obtidos com essa análise um Kappa (overall) de $0,70$, um Kappa (histo) de $0,93$ e o Kappa (loc) de $0,75$.

Na Figura 4 a seguir é possível visualizar o gráfico referente ao método Estimativa de múltipla-resolução (*Multiple-resolution budget*) obtido na comparação do mapa de 2020 simulado com o de 2020 utilizado como referência. É possível observar uma certa hierarquização das curvas, dispostas de forma que as representadas por piores correspondências entre os mapas, apresentem valores menos significativos das curvas onde a qualidade da localidade e quantidade de informação do pixel representam. Ou seja, a curva que corresponde às piores incongruências entre um mapa e outro, representada pela cor verde, apresenta os menores valores, sendo seguida da curva representada pela cor vermelha, que corresponde à segunda curva menos representativa no gráfico e representa também a segunda com as piores divergências entre os mapas.

Figura 4. Gráfico da Estimativa de múltipla-resolução entre os usos e cobertura da terra no município de Araraquara-SP simulado e o utilizado como referência



Fonte: Autores, 2023.

Resultados

Foi possível observar uma queda da quantidade representada pelas classes da vegetação, silvicultura, e pastagens, em especial nas pastagens, que perderam quase 10 mil ha para outras classes, diminuindo a sua representatividade no município em 9,89%, caindo de 35% para 25,11%. Enquanto as classes que se sobressaíram perante as outras foram a cana-de-açúcar e a infraestrutura urbana, com destaque para a cana-de-açúcar, que teve sua área total expandida em 11.524,84 ha, fazendo com que essa classe ocupe quase metade da área total do município, saltando de 37,12% para 48,58%, ou seja, aumentando 11,46%.

Na Tabela 2 a seguir é possível observar a quantidade em hectares de cada classe no ano inicial e final do período da simulação, assim como a sua variação, seja ela positiva ou negativa, e a quantidade em porcentagem que essas classes representam dentro do município, e a respectiva variação em porcentagem dessas quantias.

Tabela 2. Dinâmica quantitativa e variação do uso da terra entre 2000 e 2010

classes/ hectares	2000	2010	Variação	2000 (%)	2010 (%)	Variação (%)
Vegetação	16.643,44	14.341,72	-2.301,71	16,55	14,27	-2,29
Silvicultura	6.480,16	6.367,19	-112,96	6,45	6,33	-0,11
Pastagem	35.182,79	25.241,18	-9.941,61	35,00	25,11	-9,89
Cana-de-açúcar	37.314,40	48.839,24	11.524,84	37,12	48,58	11,46
Infraestrutura Urbana	4.909,03	5.740,48	831,45	4,88	5,71	0,82

Fonte: Autores, 2023.

Foi também realizada a estatística de classes para o período de simulação de 2010 a 2020, a fim de obter mais dados para a análise. Observando a Tabela 3 a seguir, foram notadas variações bem mais brandas das observadas no período de simulação utilizado, de 2000 a 2010, mantendo as tendências de regressão e avanço das classes, com exceção da Silvicultura, que ganhou área agora ao invés de perder para outras classes.

Isso reflete em uma maior estabilidade do município em relação a sua ocupação, levando em consideração que a maior variância apresentada corresponde às pastagens, apresentando uma diminuição de 2060,02 ha (2,05% de sua área), número esse muito menor do que os 9941,61 ha perdidos no período de referência anterior. Outro ponto a ser destacado se relaciona com o recuo da expansão canavieira, avançando apenas 1150,4 ha (aumento de 1,14% em sua área), que representa uma diminuição do avanço em 9,98%, ou seja, 10374,44 ha a menos em relação à expansão ocorrida no período anterior.

Tabela 3 – Alterações da quantidade de cada classe de uso e cobertura da terra no município de Araraquara-SP entre os anos de 2010 e 2020

	2010	2020	Variação	2010 (%)	2020 (%)	Variação (%)
Vegetação	14341,72	13921,74	419,98	14,27	13,85	-0,42
Silvicultura	6367,19	6590,45	223,26	6,33	6,55	0,22
Pastagem	25241,18	23181,16	-2060,02	25,11	23,06	-2,05
Cana-de-açúcar	48839,24	49989,63	1150,40	48,58	49,73	1,14
Infraestrutura Urbana	5740,48	6846,83	1106,35	5,71	6,81	1,10

Fonte: Autores, 2023.

Matriz de transição das classes de uso e cobertura da terra (análise quantitativa)

Na mesma interface do MOLUSCE onde são produzidas as estatísticas das classes, é mostrado abaixo a sua respectiva matriz de transição, que nada mais é do que a proporção de pixels modificados de um uso e cobertura da terra para outro, variando de 0 a 1 proporcionalmente com a área alterada, expandindo a análise além da ganha ou perda de área, para quais classes cada uso e cobertura da terra perdem ou avançam em detrimento das outras. É possível visualizar na Tabela 4 a seguir as alterações de cada uso e cobertura da terra para as outras classes entre os anos de 2000 e 2010, em porcentagem, visto que a matriz de pixel variando de 0 a 1 possibilita essa análise apenas multiplicando o valor obtido por 100.

A classe de uso e cobertura da terra representada pela vegetação manteve 76,90% de sua área, e cresceu 5,83% perante outras, em especial sobre a classe das pastagens (3,67%) e silvicultura (1,78%), que somadas totalizam 5,45% desse total acrescido. A área perdida pela vegetação corresponde a 23,1% de seu tamanho original, onde os usos e cobertura da terra que mais avançaram sobre ela foram a pastagem e a cana-de-açúcar, correspondendo a um total da área abrangida pela vegetação de 14,83% e 6,21% respectivamente, demonstrando que a pastagem foi a classe responsável pelo maior desmatamento observado no período, onde só ela foi responsável por 64,2% de todo desmatamento no município.

Tabela 4. Matriz de transição em porcentagem das classes de uso e cobertura da terra no município de Araraquara-SP entre os anos de 2000 e 2010

	Vegetação	Silvicultura	Pastagem	Cana-de-açúcar	Infraestrutura Urbana
Vegetação	76,8979	1,7389	14,8321	6,2077	0,3233
Silvicultura	1,7844	93,3041	1,1265	3,6950	0
Pastagem	3,6727	0,0716	58,4953	35,7026	2,0578
Cana-de-açúcar	0,3611	0,0013	5,6607	93,8099	0,1670
Infraestrutura Urbana	0,0153	0	0,1445	0,0170	99,8233

Fonte: Autores, 2023.

A silvicultura manteve 93,3% do seu tamanho original, e foi a classe que menos ocupou outros usos e cobertura da terra, aumentando em apenas 1,81% a sua área, onde 98,34% dessa pequena expansão foi sobre a vegetação, totalizando 1,74%. A cana-de-açúcar foi o uso e cobertura da terra que mais se expandiu perante a silvicultura, ocupando 3,7% de sua área, enquanto os 2,91% restantes perdidos foram ocupados pela vegetação (1,78%) e pela pastagem (1,13%), totalizando uma área perdida de 6,61%.

Com relação a pastagem, ela foi a classe que menos manteve sua dimensão inicial, perdendo 41,5% de sua área, onde tal perda se concentrou para a classe da cana-de-açúcar, que foi responsável por substituir 35,7% de sua área, enquanto os 5,8% restantes foram divididos para as outras classes, em especial para a vegetação e a infraestrutura urbana, representando uma substituição de 3,67% e 2,06% respectivamente, enquanto a silvicultura foi responsável pelos 0,07% restantes. Por mais que a pastagem tenha sido a classe que mais perdeu área nesse período, ela foi a segunda que mais se expandiu sobre outros usos e cobertura da terra, totalizando um acréscimo de 21,77%, divididos principalmente entre a vegetação (14,83%) e a cana-de-açúcar (5,67%), mas com pequenos avanços sobre a silvicultura (1,13%) e a infraestrutura urbana (0,14%).

A cana-de-açúcar foi o segundo uso e cobertura da terra menos ocupado por outras classes, perdendo apenas 6,19% de sua área, sendo ocupada majoritariamente pela pastagem, que representou 91,44% de todo o avanço apontado, seguidos da

vegetação, com 5,81%, e da infraestrutura urbana com 2,75%, enquanto a silvicultura apresentou um avanço praticamente inexistente. A presente classe foi a que mais se expandiu sobre as outras, totalizando um aumento de 45,62%, onde tal aumento se concentrou sobre a pastagem, responsável por 78,26% de toda área expandida, a vegetação e a silvicultura representaram aumentos relevantes, com 13,61%, e 8,09% respectivamente, enquanto os 0,04% restantes foram em detrimento da substituição da classe representada pela infraestrutura urbana.

Analisando a classe correspondente a Infraestrutura Urbana, é coerente que ela tenha perdido apenas 0,18% de sua área, se tratando de possíveis erros de mapeamento, visto que dificilmente uma mancha urbana se transforma em outra classe de uso e cobertura da terra, sendo um uso que tendenciosamente se expande. Essa expansão foi direcionada quase que majoritariamente em direção a pastagens, representando 2,06% dos 2,55% de área total expandida.

Já na Tabela 5 a seguir, é apresentada a matriz de transição entre os usos e cobertura da terra do ano de 2010 e de 2020. É possível pontuar que houve uma manutenção das classes que mais sofreram modificações no período anterior para esses anos analisados, visto que o destaque continua nas alterações presentes entre as classes da pastagem e da cana-de-açúcar, todavia, a proporção de alteração diminuiu muito, visto que além da substituição da pastagem pela cana-de-açúcar ter reduzido de 35,7% para 28,39%, a substituição da cana-de-açúcar pela pastagem subiu de 5,66% para 12,14%, ou seja, saltando de um déficit de área da classe da pastagem em comparação à cana-de-açúcar de 30,04% para 16,25%.

Além dessas duas maiores alterações entre as classes, o uso e cobertura da terra que mais substituiu outra classe foi novamente a pastagem em detrimento da vegetação, todavia diminuindo o seu avanço em mais da metade em comparação com o período anterior, reduzindo de 14,83% para 7,17%.

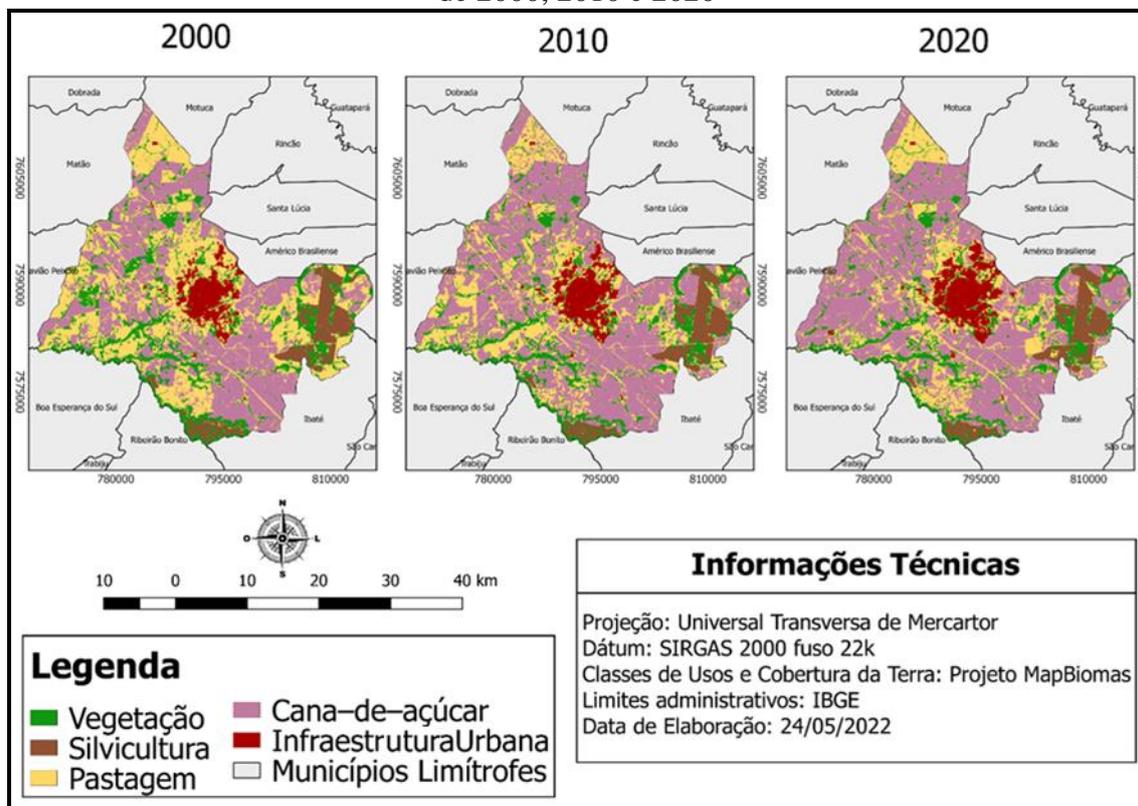
Tabela 5. Matriz de transição em porcentagem das classes de uso e cobertura da terra no município de Araraquara-SP entre os anos de 2010 e 2020

	Vegetação	Silvicultura	Pastagem	Cana-de-açúcar	Infraestrutura Urbana
Vegetação	87,66	1,47	7,17	3,52	0,16
Silvicultura	0,95	97,62	1,41	0,002	0
Pastagem	4,64	0,33	63,89	28,38	2,74
Cana-de-açúcar	0,22	0,16	12,14	86,64	0,81
Infraestrutura Urbana	0,056	0	0,002	0,002	99,84

Fonte: Autores, 2023.

A Figura 5 ilustra o a série temporal de uso e cobertura da terra da área de estudo em 200, 2010 e 2020 a fim de auxiliar na análise das transições discutidas anteriormente:

Figura 5 - Usos e Cobertura da terra do município de Araraquara - SP nos anos de 2000, 2010 e 2020

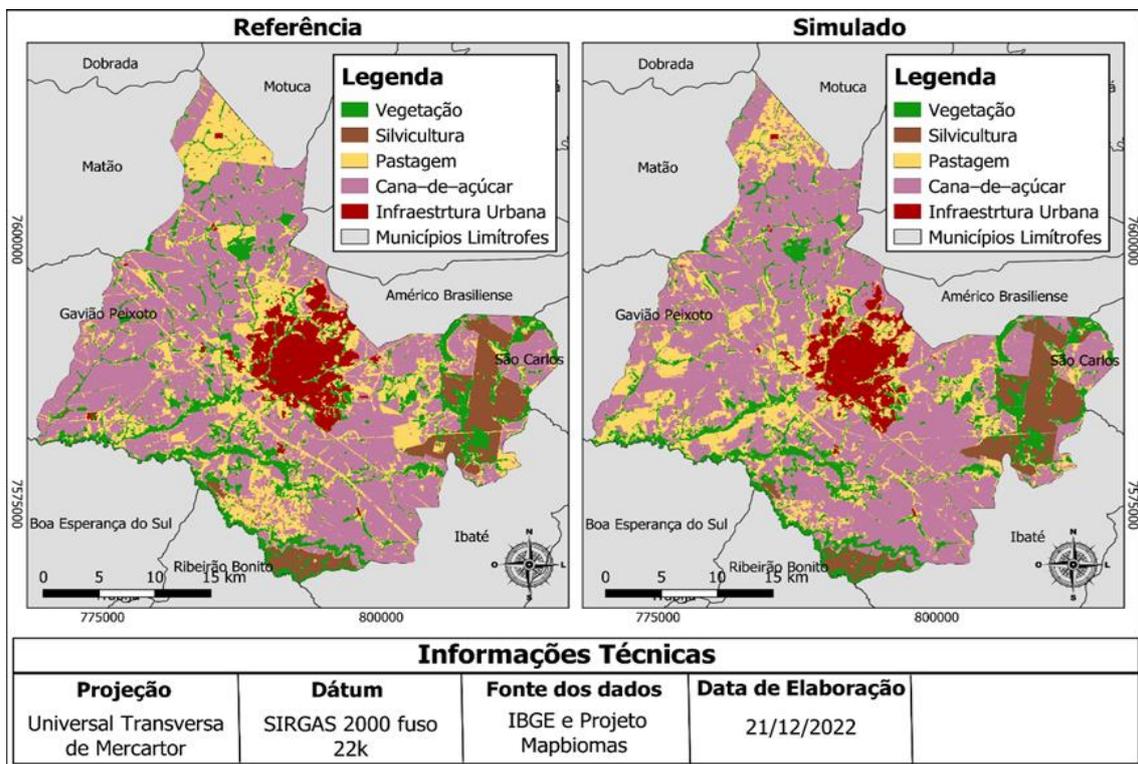


Fonte: Autores, 2023.

Matriz de transição das classes de uso e cobertura da terra (análise quantitativa)

É possível visualizar na Figura 6 o mapa de uso e cobertura da terra do município de Araraquara no ano de 2020, e o mapeamento também do ano de 2020, mas oriundo da simulação feita utilizando como base os anos de 2000 e 2010. Essa comparação facilita a análise das divergências observadas entre os mapeamentos, fruto das dinâmicas observadas entre os usos e cobertura da terra dos diferentes anos utilizados no trabalho.

Figura 6. Comparação entre o uso e cobertura da terra de referência e o simulado para o ano de 2020



Fonte: Autores, 2023.

Podemos pontuar as principais divergências observadas na região norte e no sul do município como frutos da mesma dinâmica, onde o mapa simulado para o ano de 2020 captou uma tendência de alteração das pastagens para a cana-de-açúcar, mas que na realidade ocorreu o inverso, as alterações não aconteceram, e as áreas perdidas pelas pastagens foram recuperadas entre os anos de 2010 e 2020. Tal acontecimento acarretou

uma representatividade maior da cana-de-açúcar nos locais supracitados do mapa de 2020 simulado, sendo que, segundo o uso e cobertura da terra utilizado como referência para o ano de 2020, a ocupação correta deveria ser a pastagem.

De modo similar ocorreu nas regiões centrais do município, em especial ao norte da cidade de Araraquara e a leste do distrito de Bueno de Andrada, onde a tendência de alteração da pastagem pela cana-de-açúcar cessou entre os anos de 2010 e 2020, não retomando a área perdida, mas mantendo a que ainda não tinha sido substituída em 2010. Isso fez com que o mapa simulado para o ano de 2020 apresentasse uma área maior de cana de açúcar em detrimento da pastagem, como pode ser observado nos locais que circundam o norte da grande mancha ocupada pela infraestrutura urbana, e também a noroeste desse local, em direção a cidade de Matão, onde é possível notar uma pequena mancha de infraestrutura urbana, correspondendo ao distrito de Bueno de Andrada, que no mapa simulado apresenta a leste uma área ocupada por cana de açúcar, mas que na realidade, como pode ser observado no mapa do ano de 2020 utilizado como referência, essa área é ocupada pela pastagem.

Já se tratando dos locais mais a oeste do município, a dinâmica observada não seguiu a mesma tendência, visto que a priori é observada uma pequena substituição da vegetação pela pastagem, e outras substituições relacionadas à pastagem em detrimento da cana de açúcar. Todavia, a escala de alteração observada não se manteve igual, houve um aumento massivo de substituição da pastagem pela cana-de-açúcar entre os anos de 2010 e 2020, acarretando diversas incongruências nesses locais entre os mapas analisados. Essas incongruências se relacionam com uma representatividade espacial, da classe das pastagens no mapeamento simulado, muito superior da observada nesses locais no mapeamento utilizado como referência, onde o uso e cobertura da terra na realidade seria a cana-de-açúcar.

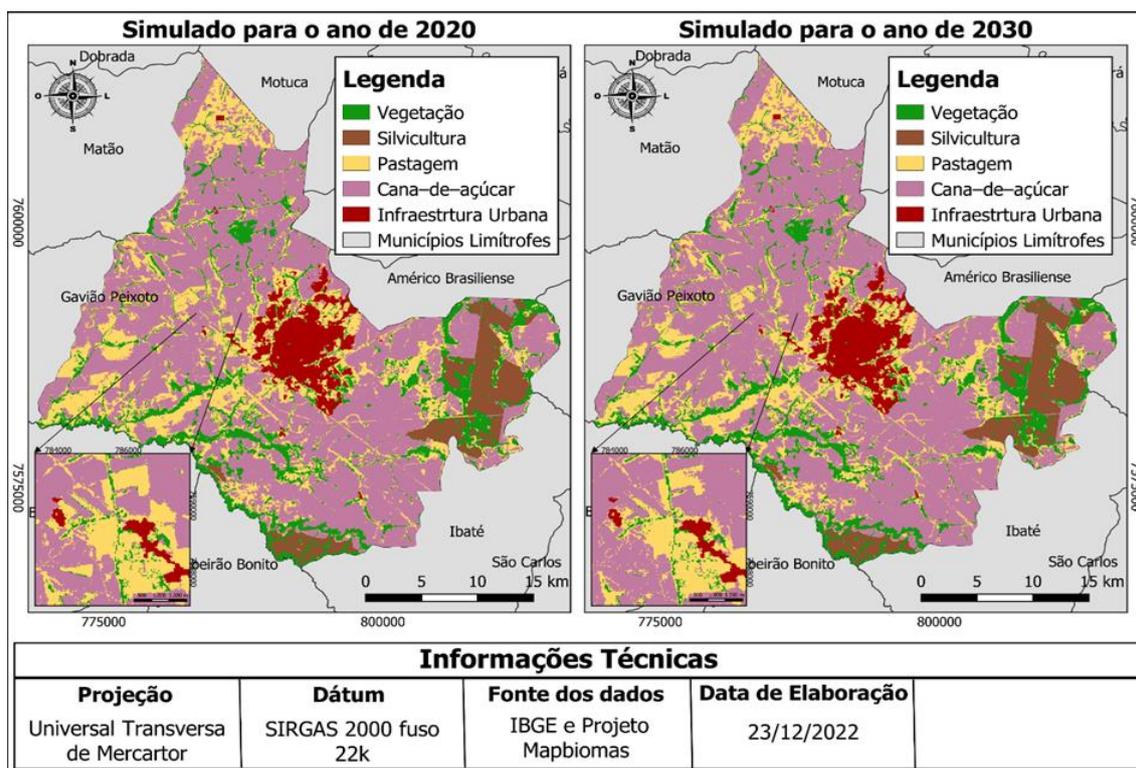
Ao levar em consideração as divergências observadas na Figura 6, localizadas a leste do município, notamos que ela se relaciona com o surgimento de duas manchas ocupadas pela pastagem entre os anos de 2010 e 2020. Levando em consideração a dinâmica observada nessa área, onde houve uma retração da classe de uso e cobertura da terra da pastagem, seria contra intuito para o modelo projetar esse surgimento de forma espontânea, visto que entre os anos de 2000 e 2010 a pastagem foi marcada pela substituição por cana-de-açúcar, e o ocorrido no período de 2010 a 2020 apresentou o

caminho inverso nessas áreas de maior divergência entre os mapeamentos em questão. Isso resultou em um mapeamento para o ano de 2020 simulado, nos locais citados, apresentando uma área de cana-de-açúcar maior do que a observada no mapeamento utilizado como referência para o ano de 2020, visto que não captou o surgimento dessas manchas de pastagem nesses locais.

Simulação para o ano de 2023

As dinâmicas observadas entre as classes de uso e cobertura da terra, durante os diferentes períodos analisados, demonstraram-se prejudiciais ao modelo. Como pode ser visto na Figura 7 a seguir, o produto gerado da simulação do uso e cobertura da terra do município de Araraquara para o ano de 2030, apresentou poucas diferenças com o mapa simulado para o ano de 2020. Analisando as simulações lado a lado, possibilita-se notar as divergências entre os mapeamentos por meio de uma observação minuciosa das áreas, visto que as alterações se resumem majoritariamente a tímidas reduções da pastagem em detrimento da cana-de-açúcar.

Figura 7. Simulação do uso e cobertura da terra para os anos de 2020 e 2030



Fonte: Autores, 2023.

Na Figura 7, é possível visualizar o mapeamento do uso e cobertura da terra do município de Araraquara simulado para o ano de 2030. O resultado obtido gerou uma prospecção de cenário futuro conservador, com alterações de uso e cobertura da terra pouco expressivos, justificado pela própria dinâmica observada dentro do município. O fato de todas as tendências de alterações de uso e cobertura da terra, englobadas entre os anos de 2000 e 2010, não terem continuado em 2020, ou até mesmo terem sido subvertidas nesse último período, fez com que o modelo projetasse simulações futuras com poucas alterações, visto que as tendências observadas a priori, foram todas rechaçadas com o mapa de uso e cobertura da terra de referência para o ano de 2020.

Discussão dos resultados

A dinâmica cíclica observada entre as classes de uso e cobertura da terra da pastagem e da cana-de-açúcar acarretou confusões ao modelo, funcionando como uma espécie de soma e subtração de tendências de alteração. Ou seja, o modelo captou a tendência de alteração da classe da pastagem para a cana de açúcar entre os anos de 2000 e 2010, todavia, por meio do mapa de 2020 utilizado como referência, ele nota que essa tendência não se concretizou, ou até mesmo se inverteu, fazendo com que ele perceba que essa projeção não faz mais sentido para essa área, dificultando e limitando, portanto, a sua capacidade de projetar o cenário futuro. Resumindo, em um primeiro momento, foi adicionado uma tendência de alteração da classe “a” para a classe “b”, todavia, no segundo momento, a tendência de alteração observada vai da classe “b” para a classe “a”, fazendo com que no terceiro momento, essas tendências se anulem e o modelo não consiga projetar alterações significativas.

Como já ressaltado em momentos mais oportunos, as maiores alterações observadas entre as classes de uso e cobertura da terra no município de Araraquara entre os anos utilizados, estiveram ligadas às classes representadas pela pastagem e pela cana-de-açúcar, onde as alterações relacionadas às classes da infraestrutura urbana, silvicultura e vegetação foram bem menos expressivas. Outro ponto a ser levantado, também já discutido em capítulos anteriores, relaciona-se com a seletividade dos modelos, que ocultam aspectos menos relevantes do ambiente analisado, para dar um foco maior nos aspectos mais fundamentais da realidade. Levando em consideração tais apontamentos, fica possível compreender as circunstâncias que levaram às classes

representadas pela infraestrutura urbana, silvicultura e vegetação a apresentarem alterações tão baixas. Ou seja, por apresentarem uma baixa dinâmica de alteração entre os períodos analisados, para o modelo, essas classes possuem uma importância menor na prospecção do cenário futuro.

Por meio dos resultados obtidos foi possível identificar uma certa estabilidade entre as classes de uso e cobertura da terra em Araraquara. A silvicultura está presente em locais bem determinados dentro do município, iniciando a sua expansão em meados da década de 1980, substituindo majoritariamente vegetações naturais, porém no final da década de 1990 a sua área já estava bem consolidada, apresentando alterações pouco significativas a partir de 2000.

A vegetação no município é marcada por uma constante redução de sua área, todavia, essa não é uma especificidade de Araraquara, mas uma realidade do Brasil, onde essa classe tendenciosamente reduz, ou seja, as taxas de desmatamento são maiores do que as de reflorestamento.

Todavia, as reduções da vegetação em Araraquara foram bem menos significativas, conforme dados do Projeto Map Biomas, caindo de um total da área do município de 11,15% em 2000 para 11,04% em 2020, ao passo que no Brasil, a ordem de redução foi de 63,76% para 60,05% nesse mesmo período, mostrando também uma certa estabilidade dessa classe de uso e cobertura da terra no município.

A expansão da infraestrutura urbana orientada para a ocupação desses vazios urbanos, acabam por gerar uma quantificação da área de expansão mapeada inferior da ocorrida na realidade, visto que o mapeamento desses locais feitos pelo Map Biomas indica que essas áreas já são ocupadas por infraestrutura urbana. Ou seja, devido à proximidade desses vazios urbanos, por estarem próximos a grandes áreas ocupadas por infraestrutura urbana, o mapeamento de uso e cobertura da terra do Map Biomas no município confundiu os pixels desses locais, englobando essas áreas na classe da infraestrutura urbana antes mesmo que a infraestrutura urbana as alcançasse.

Conclusões

Ao levarmos em consideração as informações que alimentaram o modelo, e os respectivos produtos gerados, podemos concluir que o MOLUSCE foi capaz de captar

as informações fundamentais da modelagem por meio da calibração das variáveis e prospectar os resultados de forma coerente ao projetar tendências da dinâmica de alteração de usos e coberturas da terra.

A modelagem espacial dinâmica é uma ferramenta de grande auxílio no ordenamento de um território, prevendo as tendências de alterações e possibilitando uma antecipação das medidas necessárias para evitar possíveis problemas ou conflitos pelo espaço. Porém, um ordenamento territorial confere o emprego de uma simultaneidade de ferramentas e ações, que devem ser utilizadas de forma conjunta, sendo a prospecção de cenário de uso e cobertura da terra apenas uma dessas ferramentas.

Referências

ALMEIDA, C. M.; **Modelagem da dinâmica espacial como uma ferramenta auxiliar ao planejamento: simulação de mudanças de uso da terra em áreas urbanas para as cidades de Bauru e Piracicaba (SP), Brasil. São José dos Campos. 2003. 351 f.** Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto), Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. 2003. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/gilberto/teses/tese_claudia.pdf. Acesso em: 20 out. 2022.

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

COHEN J. A. Coefficient of agreement for nominal scales. **Educ Psycho Meas.** [S./l], v. 20, n. 1, p 37-46, 1960. Disponível em: https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/2966/5/mapa_geologico.pdf. Acesso em: 20 out. 2022.

BONHAM-CARTER, G. F. Geographic Information Systems for Geoscientists. Modelling with GIS. **Computer Methods in the Geosciences**, [S./l], v. 13, p 267-302. 1998.

OLIVEIRA, J. B. Solos do Estado de São Paulo: descrição das classes registradas no mapa pedológico. **Boletim científico**, [S. l.], v. 45, 1999.

BURROUGH, P. Dynamic Modelling And Geocomputation. **Geocomputation: A Primer**. P. Longley, M. Batty and R. McDonnel. London, John Wiley & Sons. 1998.

CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.M.V. **Introdução à modelagem dinâmica espacial.** São José dos Campos-SP. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. CDROM. 2003

DELANEZE, M. E.; RIEDEL, P. S.; MARQUES, M. L.; FERREIRA, M. V. Modelagem Dinâmica Espacial para o monitoramento do crescimento urbano no entorno do Duto ORBEL. **Revista Brasileira de Cartografia**, [S./l.], v. 66, n. 3, p. 473-484. 2014. Disponível em: <http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php?journal=rbc&page=article&op=view&path%5B%5D=553&path%5B%5D=694>. Acesso em: 14 jan. 2016.

CHRISTOFOLETTI, A. **Modelagem de sistemas ambientais**. Editora Blucher, 1999.

FIGUEIREDO FILHO, D. B.; SILVA JÚNIOR, J. A. Desvendando os Mistérios do Coeficiente de Correlação de Pearson (r). **Revista Política Hoje**, [S./l.], v. 18, n. 1, p. 115-146, 2009.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. Bookman Editora, 2001.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. IBGE, Cidades, São Paulo, Araraquara. Panorama. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/araraquara/panorama>. Acesso em: 05 mar. 2024.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Regiões de Influência das Cidades. Rio de Janeiro. 2018. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/redes-e-fluxos-geograficos/15798-regioes-de-influencia-das-cidades.html?=&t=acesso-ao-produto>. Acesso em: 21 abr. 2022.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Banco de Dados e Informações Ambientais. Rio de Janeiro. Disponível em: <https://bdiaweb.ibge.gov.br> Acesso em: 15 out. 2021.

LAMBIN, E. F.; ROUNSEVELL, M.; GEIST, H. Are agricultural land-use models able to predict changes in land-use intensity? Agriculture, **Ecosystems & Environment**, [S./l.], v. 82, n. 1, p. 321-331, 2000. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0167880900002358>. Acesso em: 31 jan. 2024.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers. **Biometrics**, [S./l.], v. 33, n. 2, p. 363-374, 1977. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/884196/>. Acesso em: 31 jan. 2024

LIU, J. S.; LIANG, S. F.; WONG, W. H. A theory for dynamic weighting in Monte Carlo computation. **Journal of the American Statistical Association**, [S./l.], v. 96, p. 561–573. 2001. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/278096260_A_Theory_for_Dynamic_Weighting_in_Monte_Carlo_Computation Acesso em: 01 abr. 2024.

PEARSON, Karl; FISHER, Ronald & INMAN, Henry F. “Karl Pearson and R. A. Fisher on Statistical Tests: A 1935 Exchange from Nature”. **The American**

Statistician, [S./l.], v. 48, n. 1, p. 2-11, 1994. Disponível em:
<https://faculty.fiu.edu/~blissl/PearsonFisher.pdf>. Acesso em: 01 jun. 2023.

PERROTA, M. M.; SALVADOR, E. D.; LOPES, R. C.; D'AGOSTINO, L. F.;
PERUFFO, N.; GOMES, S. D.; SACHS, L. L. B; MEIRA, V. T.; GARCIA, M. G. M.;
LACERDA FILHO, J. V.; 2005. Mapa Geológico do Estado de São Paulo, escala
1:750.000. Programa Geologia do Brasil -PGB, CPRM, São Paulo. Disponível em:
https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/2966/5/mapa_geologico.pdf. Acesso em: 31
maio 2023.

MUHAMMAD, R.; ZHANG, W.; ABBAS, Z.; GUO, F.; GWIAZDZINSKI, L.
Spatiotemporal Change Analysis and Prediction of Future Land Use and Land Cover
Changes Using QGIS MOLUSCE Plugin and Remote Sensing Big Data: A Case Study
of Linyi, China. **Land** 2022, 11, 419. Disponível em:
<https://doi.org/10.3390/land11030419>. Acesso em: 02 mar. 2024.

PISANI, R. J.; **Modelagem espacial dinâmica para o monitoramento do aporte de
sedimentos na sub-bacia do Rio Capivara, município de Botucatu-SP**. 2014. 162 f.
Tese (Doutorado em Geociências e Meio Ambiente) –Instituto de Geociências e
Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2014. Disponível em:
<https://repositorio.unesp.br/communities/cac95019-c69d-48f3-afc7-67a5455af802>.
Acesso em: 20 abr. 2024.

PROJETO MAPBIOMAS – Coleção 6 da Série Anual de Mapas de Uso e Cobertura da
Terra do Brasil. 2022. Disponível em: <https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/>. Acesso
em: 10 mar. 2022.

ROLIM, G. de S. et al. Classificação climática de Köppen e de Thornthwaite e sua
aplicabilidade na determinação de zonas agroclimáticas para o estado de São Paulo.
Bragantia, [S. l.], v. 66, p. 711-720, maio 2007. Disponível em:
<https://www.scielo.br/j/brag/a/NpCWHvyYzzHDFTp6LVyGg5g/abstract/?lang=pt>.
Acesso em: 13 set. 2022.

ROSS, Jurandyr Luciano Sanches; MOROZ, Isabel Cristina. Mapa geomorfológico do
estado de São Paulo. **Revista do Departamento de Geografia**, São Paulo, v. 10, p. 41–
58, 2011. Disponível em: <https://revistas.usp.br/rdg/article/view/53703>. Acesso em: 30
abr. 2024.

SANTOS, H. G. et. al. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 5. ed. Brasília:
Embrapa, 2018. Ebook. Disponível em: [https://www.embrapa.br/solos/busca-de-
publicacoes/-/publicacao/1094003/sistema-brasileiro-de-classificacao-de-solos](https://www.embrapa.br/solos/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1094003/sistema-brasileiro-de-classificacao-de-solos). Acesso
em: 20 dez. 2022.

SEADE - Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados. Portal GEOSEADE.
Rodovia Estadual. São Paulo. 2019. Disponível em:
<https://portalgeo.seade.gov.br/download-de-dados/>. Acesso em: 29 out. 2021.

SEADE - Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados. **Banco de Dados de Informações dos Municípios Paulistas**. São Paulo. 2021. Disponível em: <https://municipios.seade.gov.br/>. Acesso em: 6 abr. 2022.

SOUZA et al. RECONSTRUCTING THREE DECADES OF LAND USE AND LAND COVER CHANGES IN BRAZILIAN BIOMES WITH LANDSAT ARCHIVE AND EARTH ENGINE. **Remote Sensing**, [S.l.], v. 12, n.01, 17. <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/17/2735>. Acesso em: 10 ago. 2020,

WANGER, L.; RAYBURN, J.; PRICE, E. **Review of land use change models: applicability to projections of future energy demand in the Southeast United States**. UMCES (CBL) Ref, n 07-187, 2007.

Autores

Guilherme Rodrigo Brizolari – É Graduado e Mestre em Geografia pela Universidade Federal de Alfenas (Unifal-MG) e Mestre em Geografia pela mesma instituição.

Endereço: Rua Jovino Fernandes Sales, 2600, bairro Santa Clara, Alfenas-MG, CEP: 37.133-840.

Rodrigo José Pisani – É Graduado em Geografia Licenciatura pela Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, campus de Presidente Prudente (UNESP), Mestre em Agronomia pela Faculdade de Ciências Agronômicas, campus de Botucatu (UNESP). Doutor em Geociências e Meio Ambiente pelo Instituto de Geociências e Ciências Exatas, campus de Rio Claro (UNESP). Atualmente é Docente do Instituto de Ciências da Natureza, Universidade Federal de Alfenas (UNIFAL-MG).

Endereço: Rua Jovino Fernandes Sales, 2600, bairro Santa Clara, Alfenas-MG, CEP: 37.133-840.

Artigo recebido em: 04 de maio de 2024.

Artigo aceito em: 15 de junho de 2024.

Artigo publicado em: 20 de junho de 2024.