



## **UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS PARA CLASSIFICAÇÃO DE USO DA TERRA DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PAIOL - IBIÚNA (SP)**

Camille Vasconcelos Silva<sup>1</sup>

Letícia Tondato Arantes<sup>2</sup>

Bruna Henrique Sacramento<sup>3</sup>

Hetiany Ferreira da Costa<sup>4</sup>

Jomil Costa Abreu Sales<sup>5</sup>

Roberto Wagner Lourenço<sup>6</sup>

### **Ações antrópicas sobre o meio ambiente**

### *Resumo*

As mudanças no uso e cobertura da terra estão associadas a potenciais impactos ambientais. As análises de uso da terra em bacias hidrográficas são fundamentais para a gestão dos recursos hídricos e uso dos recursos naturais. Desse modo, as ferramentas de geoprocessamento associadas a técnicas de inteligência artificial se mostram viáveis para a modelagem do uso da terra, oferecendo suporte no monitoramento ambiental. Diante disso, este trabalho teve objetivo de avaliar a utilização de Rede Neurais Artificiais (RNA) para a classificação do uso da terra da Bacia Hidrográfica do Rio Paiol, Ibiúna, São Paulo, avaliando o comportamento dos diferentes usos da terra no local. Foram utilizadas Imagem multiespectrais do Satélite Landsat 8. Os softwares utilizados para o processamento dos dados foram o Qgis 3.16 e IDRISI Selva. Os parâmetros utilizados para o treinamento da RNA foram taxa de aprendizagem da rede de 0,01, *momentum* 0,5 e 10.000 iterações. A RNA com melhor desempenho foi a [7-16-36-6] com taxa de acurácia de 81,07%. As classes de uso da terra obtidas foram: Área Urbanizada, Áreas Agrícolas, Campo, Mata e Corpos Hídricos. Foi verificado que 66,51% são de áreas usos antrópicos e 33,49% constituem as áreas naturais da bacia. A RNA demonstrou boa classificação com índice *kappa* de 0,57. A RNA apresentou resultados satisfatórios como classificador, permitindo uma boa caracterização das classes pré-definidas. Constatando grande potencial como ferramenta de auxílio para tomadas de decisões em bacias hidrográficas, além gerar mapas de uso da terra com menor esforço de tempo e custos.

**Palavras-chave:** Geoprocessamento; Inteligência Artificial; Sensoriamento Remoto.

---

<sup>1</sup>Aluna de mestrado em Ciências Ambientais, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP), Instituto de Ciência e Tecnologia, [camille.vasconcelos@unesp.br](mailto:camille.vasconcelos@unesp.br).

<sup>2</sup>Aluna de doutorado em Ciências Ambientais, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP), Instituto de Ciência e Tecnologia, [leticia.tondato@unesp.br](mailto:leticia.tondato@unesp.br).

<sup>3</sup>Aluna de doutorado em Ciências Ambientais, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP), Instituto de Ciência e Tecnologia, [brunahsacramento@gmail.com](mailto:brunahsacramento@gmail.com).

<sup>4</sup>Aluna de doutorado em Ciências Ambientais, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP), Instituto de Ciência e Tecnologia, [hetiany.costa@unesp.br](mailto:hetiany.costa@unesp.br).

<sup>4</sup>Prof. Dr. da Universidade de Sorocaba (UNISO), departamento de engenharia ambiental, [jomilc@gmail.com](mailto:jomilc@gmail.com).

<sup>5</sup>Prof. Dr. da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP), departamento de engenharia ambiental, [roberto.lourenco@unesp.br](mailto:roberto.lourenco@unesp.br).



## INTRODUÇÃO

As atividades antrópicas provocam diversos impactos no meio ambiente, em especial a agropecuária e a expansão urbana, marcadas pela exploração dos recursos naturais e supressão da vegetação nativa (PEREIRA *et al.*, 2016). As mudanças no uso e cobertura da terra contribuem nos setores sociais e econômicos, entretanto essas alterações estão associadas a potenciais degradações ambientais (SOUSA *et al.*, 2017). Assim, ratificando a importância de estudar as mudanças no uso da terra.

As análises de uso da terra em bacias hidrográficas são de suma importância para a gestão dos recursos hídricos e para os planos de manejo, que garantem a preservação da fauna e da flora e o uso sustentável dos recursos naturais (SANTOS; MARTINS, 2018). Nesse contexto, as ferramentas de sensoriamento remoto e geoprocessamento se mostram viáveis para a modelagem do uso da terra, ofertando suporte no monitoramento de impactos socioambientais (SANTOS *et al.*, 2019; SILVA *et al.*, 2018).

O uso de técnicas de inteligência artificial visa otimizar a classificação do uso da terra, dentre essas técnicas existe a Redes Neurais Artificiais (RNA), que simula o processo de aprendizado do cérebro humano, por meio da relação entre dados de entrada e de saída, através de um treinamento. A arquitetura da RNA é formada principalmente por três elementos: a camada de entrada onde os dados são expostos à rede, as camadas escondidas ou ocultas onde é efetuado o processo de aprendizado e a camada de saída com os resultados. (CAMPBELL; WYNNE, 2011).

Diante disso, o objetivo desse trabalho é avaliar a utilização da RNA para a classificação do uso da terra da Bacia Hidrográfica do Rio Paiol, Ibiúna, São Paulo, avaliando o comportamento dos diferentes usos da terra no local.

## METODOLOGIA

### Área de Estudo

A Bacia Hidrográfica do Rio Paiol (BHRP), localizada em Ibiúna, São Paulo, pertence a Décima Unidade de Gerenciamento de Recursos Hídricos do Rio Sorocaba e Médio Tietê (UGRHI 10) (Figura 01). Apresenta área de 658,95 ha e está situada a montante da represa da Itupararanga, essencial para o abastecimento público, lazer e geração de energia para a região (SOS ITUPARARANGA, 2020). A área de estudo apresenta bioma Mata Atlântica, com Floresta Ombrófila Densa, considerada um *hotspot* de biodiversidade (BRASIL, 2020).

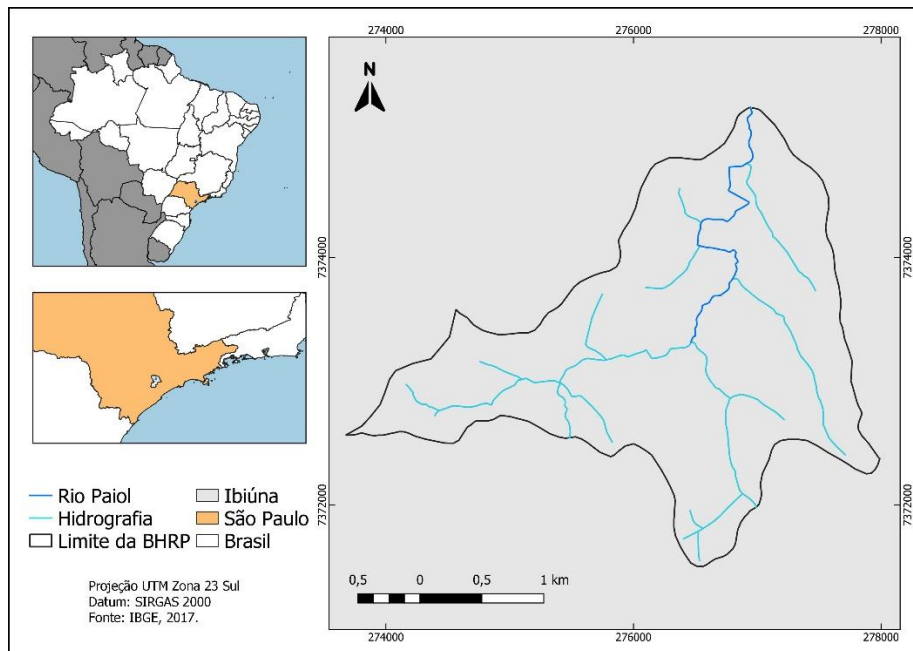


Figura 01: Mapa de Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Paiol (BHRP).

### Material

Foram utilizadas Imagem multiespectrais do Satélite Landsat 8 de 20 de agosto de 2020, com resolução espacial de 30 m, sensor OLI, órbita 219, ponto 76, bandas 2, 3, 4, 5, 6 e 7 disponibilizadas pelo Levantamento Geológico dos Estados Unidos (United States Geological Survey- USGS). As imagens passaram por correção atmosférica e foram



georreferenciadas para no software Quantum Gis (Qgis) 3.16 para SIRGAS 2000 e projeção Universal Transversa de Mercator (UTM) Fuso 23 Sul, ainda, foi feito o recorte das imagens na área da BHRP.

O processamento e análise das imagens foi efetuado nos softwares Qgis 3.16 e IDRISI Selva (CLARK LABS, 2018).

### **Procedimentos Metodológicos**

Para a classificação do uso da terra, primeiramente foi efetuado o método por interpretação visual, no qual as feições são identificadas segundo critérios como: tamanho, forma, padrão, textura e tonalidade (PANIZZA; FONSECA, 2011; NARUMALANI; HLADY; JENSEN, 2002). Foram utilizadas as composições coloridas cor verdadeira RGB 432 e falsa cor RGB 654.

As classes analisadas foram determinadas através de adaptação do Manual Técnico de Uso da Terra do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2013), sendo: Área Urbanizada, Áreas Agrícolas, Campo, Mata e Corpos Hídricos.

Em seguida foi realizado o método de classificação por RNA no software IDRISI Selva com o módulo *Multi-Layer-Perpectron* (MLP), que opera com o algoritmo *Error Backpropagation*. A RNA trabalha seguindo alguns parâmetros como taxa de aprendizagem, momentum, que atua na mudança dos pesos ao longo da RNA, a raiz do erro médio quadrático (Root Mean Square- RMS), que aponta o quanto a rede aprendeu dos padrões enviados durante a fase de aprendizagem em cada iteração. Esses parâmetros são calculados pelo software ao longo das iterações realizadas no módulo da MLP.

A RNA trabalha seguindo alguns parâmetros que calculados ao longo das iterações realizadas no módulo da MLP. Assim, foi adotado taxa de aprendizagem da rede de 0,01, *mometum* 0,5 e 10.000 iterações baseado em estudos de Barros *et al.* (2020), Tolentino *et al.* (2018) e Affonso e Galo (2011). Além da raiz do erro médio quadrático (Root Mean Square- RMS), que indica o quanto a rede aprendeu dos padrões enviados durante a aprendizagem em cada iteração.

Assim, a arquitetura básica definida para a RNA foi:

- Camada de entrada: 7 dados sendo seis bandas espectrais (azul, verde, vermelho, Infravermelho próximo, infravermelho médio e infravermelho médio 2) e o NDVI;

- Camada escondida: foram testadas com 1 e 2 camadas;
- Camada de saída: 5 classes (Área Urbanizada, Áreas Agrícolas, Campo, Mata e Corpos Hídricos).

Ademais, foi feito a matriz de confusão e o coeficiente *kappa* (k), proposto por Cohen (1960), afim de identificar a concordância da classificação por RNA e a por interpretação visual.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

No Quadro 01 é possível observar as simulações realizadas utilizando diferentes arquiteturas de rede. Nesse sentido, foram avaliadas arquiteturas com 1 e 2 camadas, afim de verificar configuração mais adequada de representação das classes de uso da terra. As representações das arquiteturas da rede foram: [número de nós na camada de entrada – número de nós da primeira camada escondida – número de nós da segunda camada escondida – número de nós na camada de saída].

Quadro 01: Simulações do Treinamento da RNA MLP

Arquitetura da RNA	Taxa de Aprendizado	Iterações	Momentum	RMS		Taxa de Acurácia (%)
				Treinamento	Teste	
7-6-5	0,01	10.000	0,5	0,2355	0,2441	77,78
7-16-5	0,01	10.000	0,5	0,2239	0,2550	77,07
7-26-5	0,01	10.000	0,5	0,2199	0,2473	79,51
7-36-5	0,01	10.000	0,5	0,2333	0,2473	78,00
7-6-16-5	0,01	10.000	0,5	0,2226	0,2671	75,52
7-16-36-5	0,01	10.000	0,5	0,2274	0,2334	81,07
7-16-46-5	0,01	10.000	0,5	0,2213	0,2398	80,84

Foi verificado que a RNA MLP com melhor desempenho foi a rede com sete dados de entrada, duas camadas escondidas, dezesseis neurônios na primeira, trinta e seis na segunda e cinco neurônios na saída [7-16-36-6]. Esta rede teve taxa de acurácia de 81,07%, RMS para os dados de treinamento de 0,2274 e para os dados de teste 0,2334.

Affonso e Galo (2011) analisaram o uso da terra na área de influência do reservatório Porto Colômbia, na divisa dos estados de São Paulo e Minas Gerais, através do uso de RNA MLP com os mesmos parâmetros da presente pesquisa, e obtiveram taxa de acurácia de 93,88% utilizando arquitetura de rede com duas camadas escondidas. Logo,



as classificações por esse método podem ser consideradas satisfatórias para ambas pesquisas.

As outras arquiteturas também conseguiram discriminar as classes de uso pré-definidas para a saída da rede, no entanto apresentaram áreas mais discrepantes para as classes de uso da terra, expondo resultados inferiores de taxa de acurácia (Quadro 01).

Foi gerado o Mapa comparativo do Uso da Terra por interpretação visual e por RNA MLP da arquitetura [7-16-36-6] (Figura 02), assim como as áreas das classes na Tabela 01.

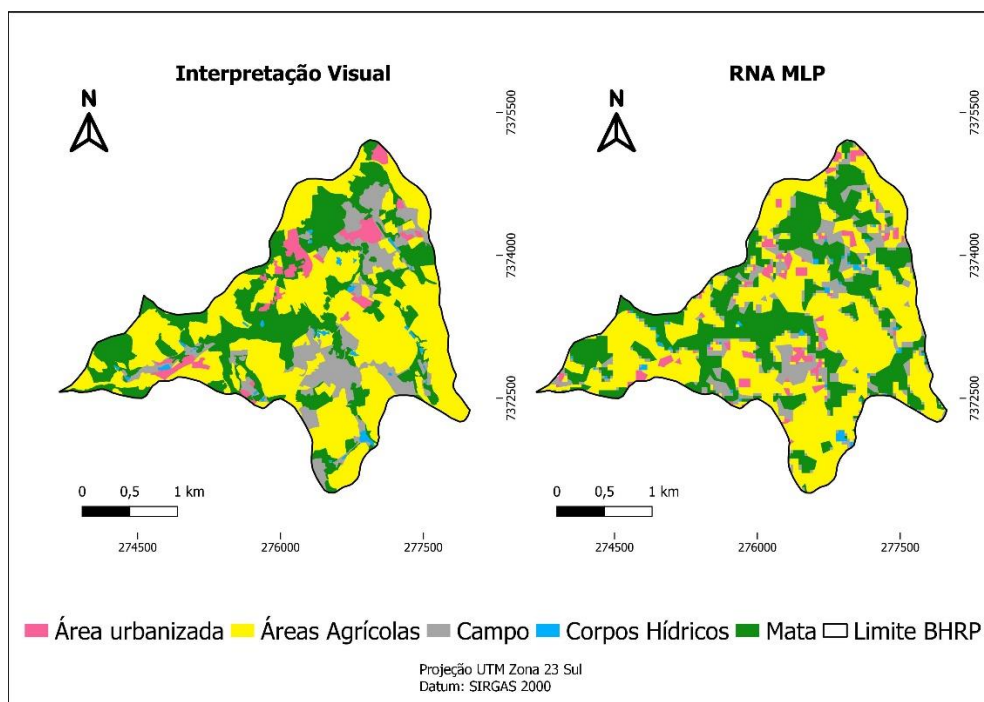


Figura 02: Mapa de Uso da terra de 2020 por Interpretação Visual e RNA MLP.

Tabela 01: Classes de Uso da Terra por Interpretação Visual e RNA MLP 2020

Classes	Interpretação Visual		RNA MLP	
	Área (ha)	Área (%)	Área (ha)	Área (%)
Área Urbanizada	31,38	4,76	26,73	4,06
Áreas Agrícolas	332,31	50,44	327,28	49,73
Campo	91,94	13,95	83,74	12,72
Mata	196,54	29,83	213,23	32,40
Corpos Hídricos	6,63	1,01	7,16	1,09

As áreas de Mata representaram 196,54 ha (29,83%) por interpretação visual e 213,23 ha (32,40%) pela RNA MLP, situadas principalmente na região norte, centro e oeste.

Já os corpos hídricos foram caracterizados em 6,63 (1,01%) e 7,16 (1,09). Dado isso, é possível constatar boa correspondência entre as classificações e que as áreas naturais representam 30,84% e 33,49%, sendo menos da metade da BHRP.

Ressalta-se que essas áreas de Mata são protegidas pela Lei nº 11.428/2006 que dispõe sobre a preservação da mata nativa do Bioma da Mata Atlântica, devido a importância para a biodiversidade e regime hídrico. Ainda, Santos *et al.* (2020) constataram que o desmatamento da Mata Atlântica é proveniente principalmente do aumento de áreas de agricultura, pecuária, silvicultura e expansão urbana.

Em relação as áreas antrópicas, a Área Urbanizada foi quantificada em 31,38 ha (4,76%) e 26,73 ha (4,06%), por interpretação visual e RNA MLP, respectivamente, sendo mais perceptível na porção norte e oeste da bacia, constituindo na classe com menores áreas da BHRP.

As Áreas Agrícolas corresponderam por interpretação visual a 332,31 ha (50,44%) e por RNA MLP a 327,28 ha (49,73%), sendo a classe com maior representação observada ao longo de toda bacia. Enquanto os Campos representaram 91,94 ha (13,95%) e 83,74 ha (12,72%), localizados no norte e no sul da BRHP. Diante disso, verificou-se que as áreas de uso antrópicas foram quantificadas em 69,16% e 66,51%, por interpretação visual e RNA MLP, respectivamente. Constatando elevado grau de atividades antrópicas na BHRP, sobretudo de atividades do tipo agrárias.

Paixão *et al.* (2020) analisaram o uso da terra na bacia hidrográfica do Rio Paiol em 2019 e verificaram que 37,96% da bacia são de áreas de cultura temporária e 16,96% de campos, evidenciando a forte presença das atividades agrárias nessa região. Lopes *et al.* (2018) destacam que essas atividades são características de Ibiúna, sendo uma das fontes de renda mais relevante do local.

Ainda, para melhor análise entre as classificações foi efetuado a matriz de confusão (Quadro 02) e o índice *kappa*, considerando como verdade terrestre o uso da terra elaborado por interpretação visual.



Quadro 02: Matriz de Confusão do Uso da Terra

Classes		MAPA DE REFERÊNCIA						
		CH	CA	AA	MA	AU	Total	ACU
MAPA RNA MLP	CH	4	3	4	0	0	11	0,36
	CA	7	59	36	17	11	130	0,45
	AA	2	46	393	32	16	489	0,80
	MA	2	32	36	247	4	321	0,77
	AU	0	9	16	0	17	42	0,40
	<b>Total</b>	15	149	485	296	48	993	0,00
	<b>ACP</b>	0,27	0,40	0,81	0,83	0,35	0	0,73

Legenda: AU: Área Urbanizada; CA: Campo; CH: Corpos Hídricos; AA: Áreas Agrícolas; MA: Mata; ACP: Acurácia do Produtor; ACU: Acurácia do Usuário.

Foi verificado que dos 321 pontos de Mata, 247 foram classificados corretamente e 74 de forma incorreta, onde 36 eram de Áreas Agrícolas e 32 de Campos. Ainda, notou-se que 32 pontos foram considerados como verdade terrestre de Mata, mas foram classificados como Áreas Agrícolas.

Para as Áreas agrícolas, dos 489 pontos avaliados, 393 foram computados corretamente e 96 de forma incorreta, desses errados 46 pontos pertenciam a classe de Campo e 32 de Mata. Enquanto para Campo dos 130 pontos avaliados, 59 foram caracterizados de forma correta e 71 de forma incorreta, visto que 36 e 17 pontos pertenciam as classes Áreas Agrícolas e Mata, respectivamente, observando confusão principalmente entre as classes de Áreas Agrícolas e Campo. Por fim, o valor do índice *kappa* correspondeu a 0,57 resultando em uma classificação boa segundo Landis e Koch (1977).

Costa *et al.* (2015) salientam que o uso da terra associados a outros componentes físicos do ambiente podem influenciar a disponibilidade hídrica, gerando possível escassez hídrica na região, principalmente em áreas relacionadas ao abastecimento público. Diante disso, este estudo pode contribuir para a identificação de potenciais impactos socioambientais e auxiliar na tomada de decisões para a gestão ambiental da BHRP.



## CONCLUSÕES

A aplicação de RNA para mapeamento do uso da terra apresentou resultados satisfatórios, permitindo uma boa caracterização das classes pré-definidas. Constatando grande potencial como ferramenta de auxílio para tomadas de decisões na BHRP. Foram verificadas, através da RNA, 66,51% de áreas de uso antrópico, enquanto que as áreas naturais representam 33,49% da BHRP, apontando alto grau de antropização da bacia. Por fim, a RNA permitiu gerar mapas de uso da terra com menor esforço de tempo e custo.

## AGRADECIMENTOS

Este estudo foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES).

## REFERÊNCIAS

AFFONSO, J. J.; GALO, M. L. B. T. Utilização de redes neurais artificiais na classificação da cobertura da terra na área de influência do reservatório de Porto Colômbia em 1987 e 2009. **Anais... XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**. Curitiba, 2011. p. 6618-6625.

BARROS, G. V. P.; GOMES, H. B.; SANTOS, F. S.; CRUZ, M. A. S.; NASCIMENTO, P. S. R.; COSTA, R. L.; ROCHA JÚNIOR, R. L.; SILVA, F. D. Eficiência de redes neurais artificiais na classificação de uso e do solo da bacia hidrográfica do Rio Japarutuba - SE. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, n. Special Issue, p. 823-833, 2020.

BRASIL. Lei nº11.428, de 22 de dezembro de 2006. **Dispõe sobre a utilização e proteção da vegetação nativa do Bioma Mata Atlântica**. Diário Oficial da União, Poder Executivo, Brasília, DF, 22 dez. 2006.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **MMA 2020**. Mata Atlântica. Disponível em: [http://www.mma.gov.br/biomas/mata-atl%C3%A2ntica\\_emdesenvolvimento](http://www.mma.gov.br/biomas/mata-atl%C3%A2ntica_emdesenvolvimento). Acesso em: 15 jun 2021.

CAMPBELL, J. B.; RANDOLPH. H. W. **Introduciton to Remote Sensing**. 5.ed. 2011. Cap.12 p. 368-470. 2011.

COHEN, J. A. Coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, n. 1. 1960.

COSTA, C. W.; PIGA, F. G.; MORAES, M. C. P.; DORICI, M.; SANGUINETTO, E. C.;

LOLLO, J. A.; MOSCHINI, L. E.; LORANDI, R.; OLIVEIRA, L. J. Fragilidade ambiental e escassez hídrica em bacias hidrográficas: manancial do Rio das Araras, SP. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 20, n. 4, p. 946-958, 2015.

CLARK LABS. **IDRISI Selva**. Worcester: Clark Labs, Clark University. 2018.

Instituto Brasileiro De Geografia E Estatística. **IBGE 2013**: Manual técnico de uso da terra. 3 ed. Rio de Janeiro. IBGE, 2013. 171 p. Disponível em:  
<<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv81615.pdf>>. Acesso 14 jun 2021.

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

LOPES, E. R. N.; SALES, J. C. A.; CARVALHO, G.E. L.; ALBUQUERQUE FILHO, J. L.; LOURENLO, R. W. A importância do profissional habilitado e os riscos associados ao cadastro ambiental rural. **Revista Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, v. 7, n. 4, p. 4-25, out/dez. 2018.

NARUMALANI, S.; HLADY, J. T.; JENSEN, J. R. Information extraction from remotely sensed data. In: Bossler, J D. **Manual of Geospatial Science and Technology**. 1ª Ed. Londres: Taylor & Francis, p. 298-324. 2002.

PAIXÃO, B. M.; COSTA, H. F.; SACRAMENTO, B. H.; SOUSA, J. A. P.; LOURENÇO, R. W. Análise das alterações de temperatura superficial na bacia hidrográfica do Rio Paiol, Ibiúna (SP). **Revista Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, v. 9, p. 108-124, 2020.

PANIZZA, A. C.; FONSECA, F. P. Técnicas de interpretação visual de imagens. **GEOUSP - Espaço e Tempo**, v. 15, n. 3, p. 30-43, 2011.

PEREIRA, B. W. F.; MACIEL, M. N. M.; OLIVEIRA, F. A.; ALVES, M. A. M. S.; RIBEIRO, A. M.; FERREIRA, B. M.; RIBEIRO, E. G. P. Uso da terra e degradação na qualidade da água na bacia hidrográfica do Rio Peixe-Boi, PA, Brasil. **Revista Ambiente & Água**, Taubaté, v. 2, n. 11, p. 473-485, jun. 2016.

QGIS DEVELOPMENT TEAM. **QGIS Geographic Information System**. Open Source Geospatial Foundation Project. 2020. Disponível em:  
<[https://www.qgis.org/pt\\_BR/site/forusers/download.html](https://www.qgis.org/pt_BR/site/forusers/download.html)>. Acesso em: maio. 2021.

SANTOS, L. A. C.; VIEIRA, L. M. F.; MARTINS, P. T. A.; FERREIRA, A. A. Conflitos de uso e cobertura do solo para o período de 1985 a 2017 na bacia hidrográfica do Rio Caldas-GO. **Journal of Social, Technological and Environmental Science**. v. 8. n. 2, P. 189-211, mai, 2019.

SANTOS, L. D.; SCHLINDWEIN, L. S.; DANTINI, A. C.; HENKES, J. A.; BELDERRAIN, M. C. N. Dinâmica do desmatamento da Mata Atlântica: causas e consequências. **Revista Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, v. 9, n. 3, p. 378-402, 2020.

SANTOS, P. T.; MARTINS, A. P. Classificação da cobertura vegetal e do uso da terra da bacia hidrográfica do Rio Claro, Goiás, para os anos de 1985, 1995, 2005 e 2016. **Geoambiente**. n. 30. p. 97-114, abr. 2018.

SILVA, R. R.; ALBA, E.; MARCHESAN, J.; ZIEMBOWICZ, M. M.; PEREIRA, R. S. Análise da fragmentação florestal em áreas do bioma Mata Atlântica a partir de diferentes sistemas sensores. **Anuário do Instituto de Geociência**, Rio de Janeiro, v. 41. p. 390-396, fev. 2018.

SOS ITUPARARANGA. **Informações técnicas sobre a represa de Itupararanga**. Disponível em: <http://sositupararanga.com.br/apa-de-itupararanga/>. Acesso em: 15 jun 2021.

SOUSA, L. M.; ADAMI, M.; LIMA, A. M. M.; RAMOS, W. F. avaliação do uso e cobertura da terra em Paragominas e Ulianópolis-PA, utilizando dados do projeto TERRACLASS. **Revista Brasileira de Cartografia**. v. 3, n. 69. p. 421-431, mar. 2017.

TOLENTINO, F. M.; GALO, M. L. B. T.; CHRISTOVAM, L.; E, COLADELLO, L. F. Temporal generalization of an artificiais neurais networks for land use/land cover classification. **Anais... IX Earth Resources and Environmental Remote Sensing/GIS Applications**, Berlim, Germany. 2018. p. 59-70.

United States Geological Survey. **USGS**. Glovis. Disponível em: <https://glovis.usgs.gov/app>. Acesso em: 18 jun 2021.