

Quantificação de áreas verdes: uma metodologia para o monitoramento e gestão ambiental

Ramon Octaviano de Castro Matoso

Engenheiro Ambiental e Sanitário pela UFJF, Mestrando em Geografia PPGeo-UFJF, NAGEA, Brasil
ramon.matoso@engenharia.ufjf.br

Lucas do Vale Souza

Geografo pela UFJF, mestrando em Ambiente Construído PROAC-UFJF, NAGEA, Brasil
lucas.vale@engenharia.ufjf.br

César Henrique Barra Rocha

Professor Titular da UFJF, Departamento de Transportes e Geotecnia, NAGEA, PPGeo, PROAC, Brasil
barra.rocha@engenharia.ufjf.br

RESUMO

O monitoramento de áreas verdes vem sendo pesquisada e analisada por diversas áreas, porém não é trivial encontrar dados com acurácia e precisões confiáveis. Existem metodologias bem definidas e amplamente utilizadas na classificação de imagens de grandes áreas, porém no caso de pequenas áreas alguns autores recomendam as análises analógicas de fotos aéreas para a classificação. Entretanto, não é barata a aquisição de imagens aéreas com alta definição, além de ser uma forma de classificação totalmente manual e trabalhosa. O presente trabalho propõe uma metodologia para o levantamento de uma base de dados histórica quantitativa, utilizando técnicas de sensoriamento remoto e classificações de imagens digitais, utilizando o NDVI como critério de comparação. Neste trabalho foram utilizadas imagens gratuitas dos satélites Landsat-5, Landsat-8 e Sentinel-2 para verificar se é possível extrair informações confiáveis de áreas consideradas pequenas para se utilizar a classificação supervisionada pelo método de máxima verossimilhança através do software ENVI 5.1.

PALAVRAS-CHAVE: Sensoriamento Remoto, Áreas verdes, Classificação digital e Cobertura do solo.

1 INTRODUÇÃO

A ONU (Organização das Nações Unidas) escreveu o primeiro Relatório da Comissão Mundial sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento: Nosso Futuro Comum (WCED, 1987), em que traz diretrizes para o desenvolvimento sustentável. Duran et al. (2015) coloca que em uma análise de componentes do desenvolvimento sustentável, o potencial econômico do desenvolvimento sustentável ocorre numa lenta mudança, enquanto o desenvolvimento socioeconômico muda muito rapidamente, ocasionando um desequilíbrio. Por isso as ações globais no planejamento do uso do solo precisam de melhor gerenciamento, sendo eficiente no uso de recursos ou demandas para um padrão organizado do uso da terra, ditado pela mudança de ambiente ou circunstâncias socioeconômicas observadas (Nguyen et al. 2015).

O que vemos no Brasil é preocupante tendo em vista os resultados do último relatório do MapBiomas (2019), onde o crescimento do desmatamento no Brasil foi o maior dos últimos anos, tendo destaque para os biomas da Amazônia e Cerrado que concentraram 96,7% de todo desmatamento do território brasileiro. Desde percentual, 99% de todo o desmatamento detectado em 2019 apresentaram irregularidades que incluem desde a localização em áreas protegidas ou com restrição legal até a ausência de autorização para supressão da vegetação. Portanto, destaca-se a importância de se proteger as matas nativas que ainda restam no Brasil.

Existem estratégias que podem ajudar no mapeamento do uso do solo para planejamento e proteção das áreas verdes. Destaque para o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) que de acordo com Robinson et al. (2017), é uma ferramenta amplamente implementada dentro do sensoriamento remoto para o mapeamento de uso do solo.

Hoje na ciência o que vemos são vários trabalhos como Weckmüller et al., (2018); Cabral et al., (2019); Ruiz Durán et al., (2017); Robinson et al., (2017) que usam a ferramenta de classificação de uso do solo em imagens de satélite com o auxílio do NDVI, fornecendo resultados satisfatórios para diferenciação das classes e uma acurácia acima dos 90%.

2 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo propor uma metodologia precisa para o mapeamento de uso do solo numa bacia hidrográfica usando diferentes imagens de satélite de vários órgãos, com o uso de aplicações de sensoriamento remoto, que no final possa mostrar que o uso de algumas aplicações de SIG podem trazer resultados relevantes quanto ao planejamento urbano e a conservação de áreas verdes remanescentes.

3 METODOLOGIA

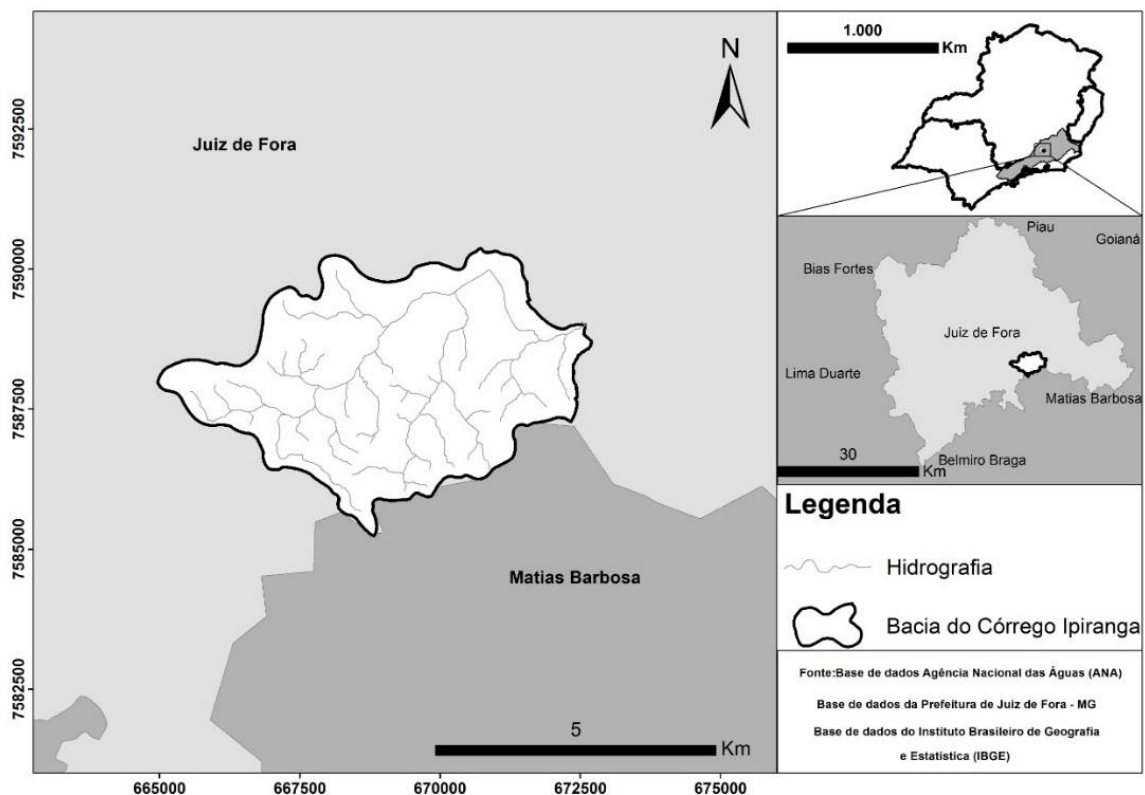
Os procedimentos metodológicos desse estudo consistiram no exame de imagens de satélites gratuitas (Landsat-5, Landsat-8, Sentinel-2) e na aplicação de algoritmos que desenvolvem um mapeamento usando o método da máxima verossimilhança, com a utilização

de um indicador denominado índice Kappa que classifica o mapeamento do uso do solo de maneira a categorizar sua aplicação em: péssima, ruim, razoável, boa, muito boa, excelente. Dessa forma confrontou-se estes dados com informações de artigos científicos para categorizar a análise da vegetação em um indicador uniforme que demonstre uma razoável autoimagem da localidade estudada. Sintetizando o processo, a metodologia do trabalho consiste em 5 etapas, (1) aquisição das imagens de satélite, (2) descrição das bandas, sua composição e criação do NDVI, (3) elaboração do mapa do uso do solo com e sem a banda do NDVI e (4) aplicação do índice Kappa para ver a acurácia dos mapas de uso e ocupação do solo, (5) confrontar com informações de artigos científico.

3.1 Área de estudo

A área da Bacia do Córrego Ipiranga Figura 1 está localizada na cidade de Juiz de Fora – MG, compreende uma área de aproximadamente 21,3 km², é uma região que de acordo com Marques Neto et al., (2017) “[...]tem sua ocupação densa nas suas planícies e terraços e se consolidando pelos morros embutidos, já que é uma região que caracteriza por uma morfologia mais mamelonizada e convexa, criando uma ocupação em regiões de planície e dos morros ao mesmo tempo”. Já no uso do solo tem uma característica bem diversificadas, tendo uma expansão urbana densa, junto com áreas de pastagens, fragmentos de mata e regiões agrícolas, num mesmo local (Barra Rocha et al., 2019; De Oliveira et al., 2018).

Figura 1: Mapa da localização da Bacia Hidrográfica do córrego Ipiranga.



Fonte: Os autores.

3.2 Aquisição das imagens de satélite e suas composições de bandas

Todas as aquisições de dados neste estudo foram utilizadas imagens gratuitas da série de satélites americanos Landsat e europeu Sentinel. Sothe et al., (2017) traz o quanto esses dados evoluíram ao longo dos anos, trazendo uma melhor resolução e vários tipos de dados,

sendo que os mais usados hoje são os Landsat-5, Landsat-8 e mais recentemente o Sentinel-2. As imagens do Landsat-5 e do Landsat-8 são compostas por diferentes bandas, a mais antiga tem 7 bandas e a mais nova já veio com 11 bandas, conforme apresentado na Quadro 1.

Quadro 1- Faixas espectrais e resolução espacial Landsat-5 e Landsat-8.

LANDSAT-5			LANDSAT-8		
Bandas	Comp. Onda central (µm)	Resolução Espacial (m)	Bandas	Comp. Onda central (µm)	Resolução Espacial (m)
1 (azul)	0,485	30	1 (aerossol)	0,440	30
2 (verde)	0,570	30	2 (azul)	0,480	30
3 (vermelho)	0,660	30	3 (verde)	0,550	30
4 (IVP)	0,830	30	4 (vermelho)	0,655	30
5 (IVM)	1,655	30	5 (IVO)	0,865	30
6 (IVD)	2,215	30	6 (IVM)	1,610	30
7	11,450	120	7 (IVD)	2,200	30
			8	0,590	15
			9	1,370	30
			10	10,895	100
			11	12,005	100

Fonte: USGS (2020).

Já as imagens do Sentinel-2 são compostas por 12 bandas, diferentemente da série do Landsat, suas bandas já mostram uma evolução na resolução espacial, trazendo imagens mais precisas, conforme apresentado no quadro 2, são elas:

Quadro 2- Faixas espectrais e resolução espacial Sentinel 2

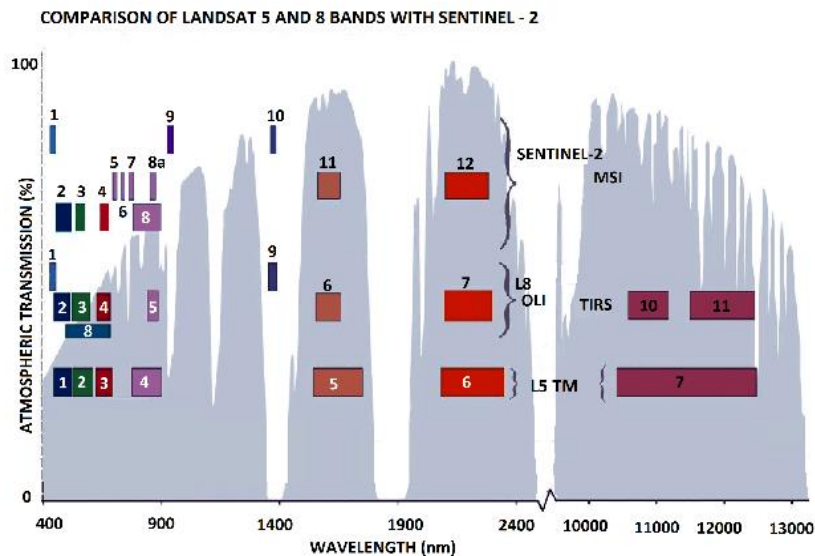
Bandas	Comp. Onda central (µm)	Resolução Espacial (m)
1 (aerossol)	0,443	60
2 (azul)	0,490	10
3 (verde)	0,560	10
4 (vermelho)	0,665	10
5	0,705	20
6	0,740	20
7	0,783	20
8 (IVP)	0,842	10
8 A	0,865	20
9 (vapor d'água)	0,945	60
10	1,375	60
11	1,610	20
12	2,190	20

Fonte: USGS (2020)

A figura 2 ilustra bem a resolução espectral de cada banda dos respectivos satélites, sendo que Bezerra et al., (2018) e Moreira et al., (2020) descrevem que as bandas do vermelho mostram valores espectrais bem parecidas, entretanto as bandas do infravermelho são mais

diferentes, destacando as bandas dos Landsat-8 e Sentinel-2. Esse detalhe causa uma diferença no uso do NDVI para o mapeamento do uso do solo, significando um resultado diferente dos mapeamentos de uso de acordo com os satélites utilizados.

Figura 2: Ilustração das resoluções espectrais.



Fonte: USGS (2020)

Para esta pesquisa foram baixadas todas as bandas com resolução espacial de 30 metros do Landsat-5 e 8 com datas 12/08/1999 e 13/08/2011 e 25/07/2016 para o Landsat-8. Já no caso do Sentinel-2 foram baixadas as imagens com resolução espacial de 10 metros com data 13/07/2016. Todas as imagens da série Landsat foram baixadas do catálogo de imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE); já as imagens do Sentinel-2 foram descarregadas do catálogo de imagens do United States Geological Survey (USGS).

3.3 Aplicação do NDVI

A composição de bandas para uma melhor acurácia na classificação e quantificação das classes de uso do solo foi utilizado o Cálculo do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) estabelecida por Rouse et al. (1973).

O cálculo do NDVI é obtido pela razão entre a diferença e a soma das refletividades do infravermelho próximo (ρ_{NIR}) e do vermelho (ρ_{red}). O motivo pelo qual os autores desta pesquisa utilizaram a técnica de NDVI no presente trabalho deve-se ao fato de que a maior absorbância da cobertura vegetal está na faixa do vermelho. A formula 1 apresenta esta composição (BEZERRA et al., 2018):

$$NDVI = \frac{\rho_{nri} - \rho_{red}}{\rho_{nri} + \rho_{red}} \quad (1)$$

Para gerar o NDVI foi utilizado o software ENVI 5.1, conforme Rouse et al., (1973), utilizando como já foi dito as bandas do infravermelho próximo e do vermelho para a geração da imagem NDVI.

Após a geração das imagens do NDVI para as datas predominantemente na estação seca de todos os satélites, foi composto todas as bandas com mesma resolução espacial das respectivas datas juntamente com o NDVI, utilizando o software ARCGIS 10.2.1 para compor as bandas. Foram geradas duas imagens para cada data, sendo uma imagem apenas com as bandas e a outra imagem mesclando as bandas com o NDVI, produzindo um total de 8 imagens sendo

que o Landsat-5 produziu 4 imagens, o Landsat-8, 2 imagens e o sentinel-2, 2 imagens. Para uma melhor ilustração segue o quadro 3.

Quadro 3 - Composição das bandas do Landsat-5, Landsat-8 e Sentinel-2.

Bandas compostas										
Landsat-5					Landsat-8			Sentinel-2		
Bandas	08/1999		08/2011		Bandas	07/2016		Bandas	07/2016	
	S/NDVI	C/NDVI	S/NDVI	C/NDVI		S/NDVI	C/NDVI		S/NDVI	C/NDVI
1	X	X	X	X	1	X	X	1	Não	Não
2	X	X	X	X	2	X	X	2	X	X
3	X	X	X	X	3	X	X	3	X	X
4	X	X	X	X	4	X	X	4	X	X
5	X	X	X	X	5	X	X	5	Não	Não
6	X	X	X	X	6	X	X	6	Não	Não
7	Não	Não	Não	Não	7	X	X	7	Não	Não
ND-VI	Não	X	Não	X	8	Não	Não	8	X	X
					9	X	X	8 A	Não	Não
					10	Não	Não	9	Não	Não
					11	Não	Não	10	Não	Não
					NDVI	Não	X	11	Não	Não
								12	Não	Não
								NDVI	Não	X

Fonte: Adaptado de USGS.

3.4 Uso e ocupação do solo

Para a classificação do uso e ocupação do solo das imagens de satélite, foi utilizado o software ENVI 5.1 utilizando o método de classificação supervisionada de máxima verossimilhança. O uso desse método foi escolhido devido ao fato de ser o mais difundido e junto com outras técnicas chegam a ter quase 83% de melhoria na classificação de uso do solo (SILVEIRA et al., 2020).

3.5 Índice KAPPA

Após a classificação de uso e ocupação, considerando os erros do procedimento de classificação de imagens de satélites, foi checado o nível de incertezas destes mapas através de índices de exatidão para que as informações obtidas possam ser utilizadas adequadamente. De acordo com Landis e Koch (1977) o Coeficiente Kappa é definido como uma medida de associação em que é usada para descrever e testar o grau de concordância (confiabilidade e precisão) na classificação do uso e ocupação do solo. No quadro 4 estão descritas as faixas de classificação do índice Kappa.

Quadro 4 – Índice Kappa

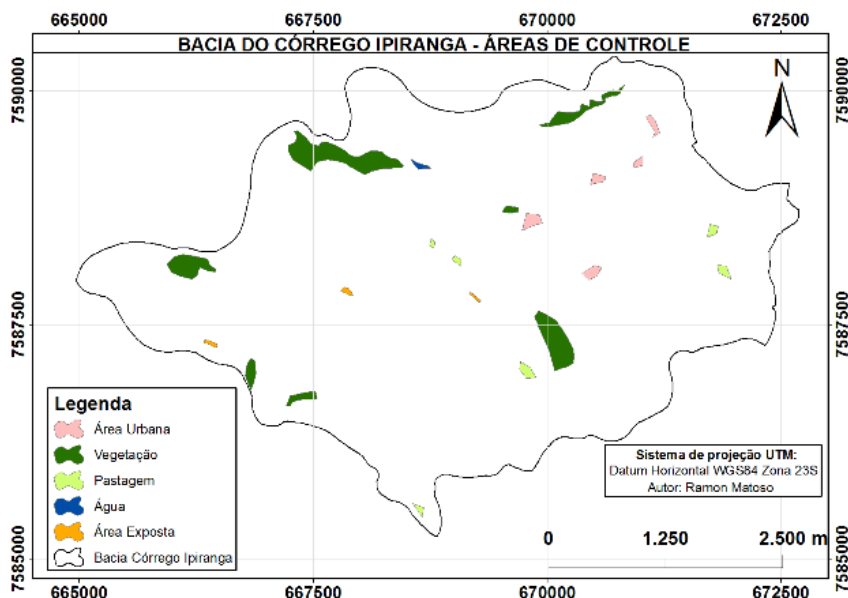
Valor de Kappa	Concordância
0	Péssima
0 – 0,20	Ruim
0,21 – 0,40	Razoável
0,41 – 0,60	Boa
0,61 -0,80	Muito Boa
0,81 – 1,00	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977).

Para avaliar a acurácia do uso do solo do Sentinel-2 foram feitas as áreas de controle da figura 3 extraídas e validadas pelo software Google Earth Pro. Após a obtenção destas áreas de referência o arquivo em formato KML foi convertido para shapefile, posteriormente os shapes foram convertidos em formato ROI para serem interpretados pelo aplicativo de comparação do programa ENVI 5.1. Após a obtenção dos dados, foram gerados as matrizes de erro e o índice Kappa; posterior a isso as duas classificações foram conflitadas para verificar a concordância entre as imagens.

Para a obtenção da matriz de erro das imagens de 1999, 2011 e 2016 da série Landsat não foram utilizados pontos de controle. O índice Kappa e acurácia foram geradas a partir do conflito produzido entre as imagens classificadas da mesma data a fim de verificar a assertividade comparativa entre os mapas que serão discutidas posteriormente.

Figura 3 - Mapa de áreas de controle utilizadas no Sentinel-2 para a geração do índice Kappa



Fonte: autores.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Classificações do uso e ocupação do solo

Os mapas de uso e ocupação do solo gerados mostram visualmente uma diferença entre as imagens que foram classificadas com NDVI e sem o NDVI em sua composição. Na figura 4 vemos o uso do Landsat-5, visualmente áreas com NDVI evidenciam mais a diferenciação da classe áreas urbanas das classes de pastagem e mata. Alguns pontos marcados em retângulos mostram essa diferença visual, entretanto a qualidade da imagem é um pouco pior do que as outras duas.

A partir disso nas figuras 5 e 6 o que vemos é uma diferença ainda maior visualmente, sendo que no Landsat-8 vemos uma homogeneização maior das classes mata, pastagem ou área urbana; já no Sentinel-2A, o que vemos é uma precisão maior, em que visualmente observa-se pequenas áreas que antes não apareciam devido a acurácia da imagem.

Figura 4 - Mapa de uso do solo Landsat-5

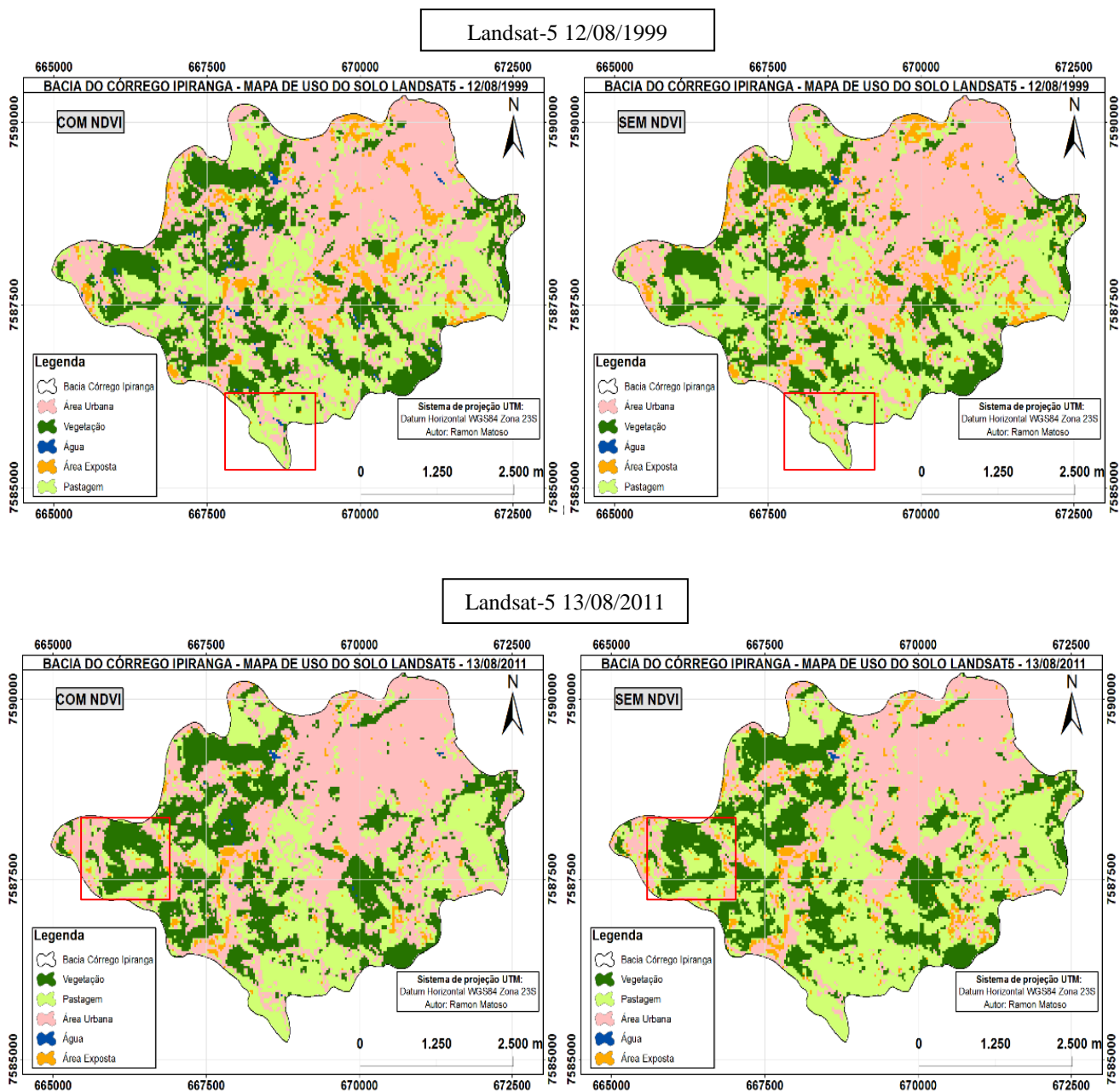


Figura 5 - Mapa de uso do solo Landsat-8 25/07/2016

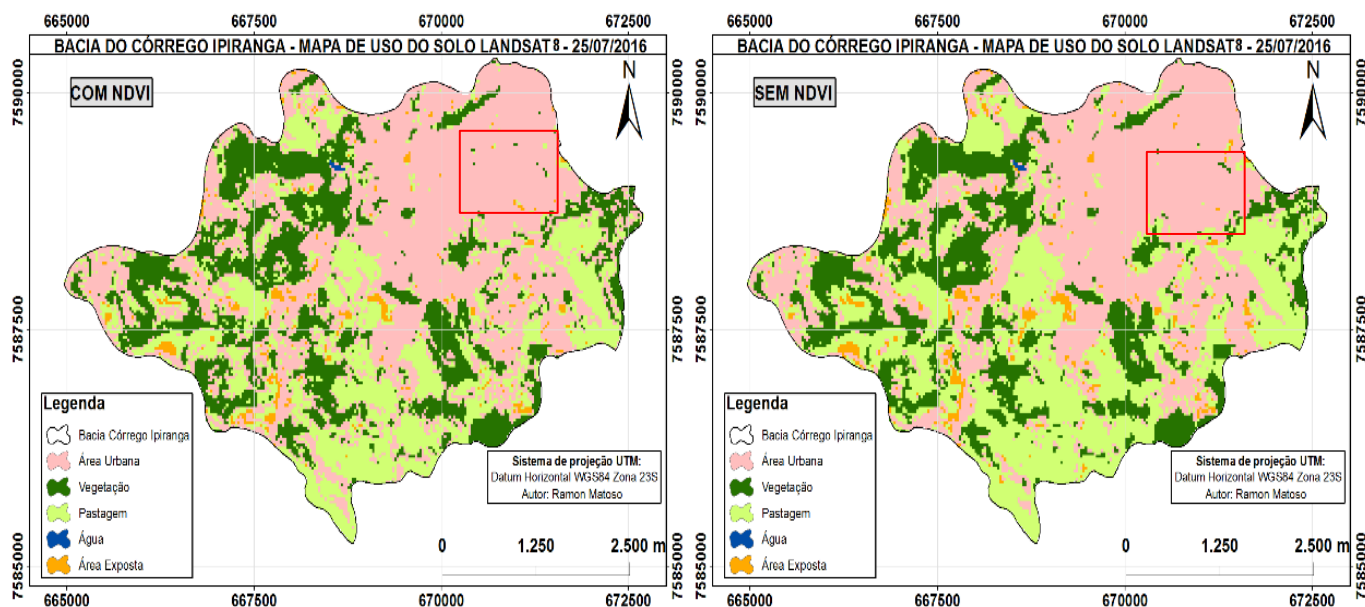
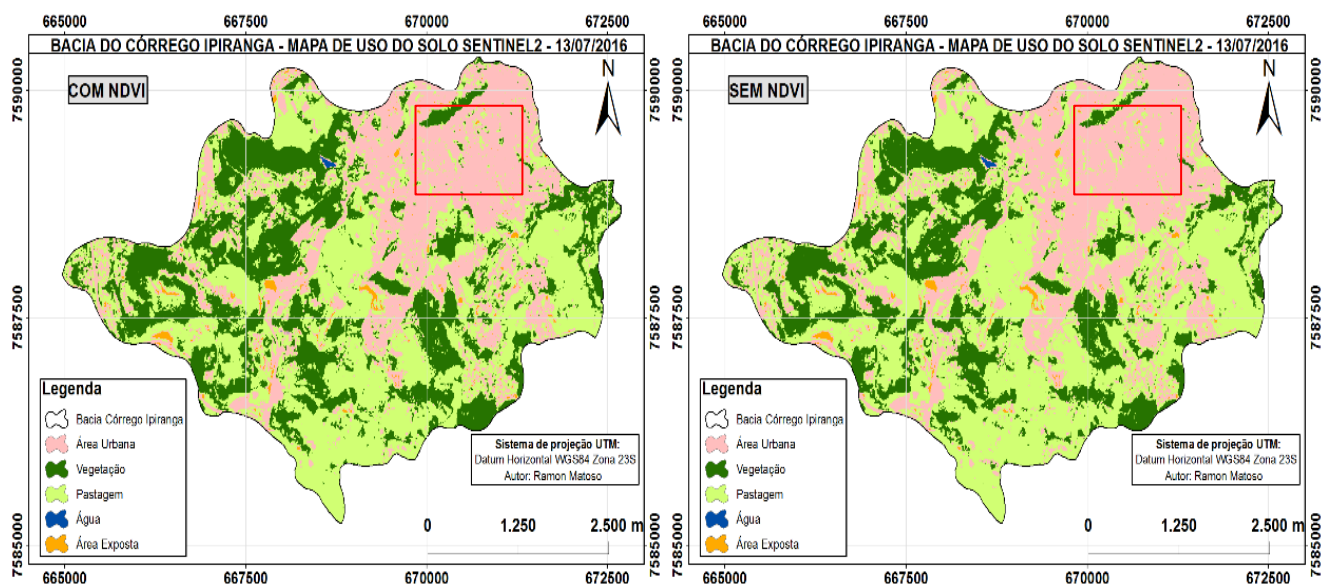


Figura 6 - Mapa de uso do solo Sentinel-2 13/07/2016



Fonte: Autores

4.2 Matrizes de concordância do uso e ocupação do solo

As imagens do Sentinel-2 geraram a classificação com melhor representatividade, o que já era esperado devido a melhor resolução espacial oferecida pelos canais escolhidos para a classificação da imagem; a classificação gerada pela imagem com o NDVI mesclado na composição das bandas ofereceu um resultado ainda melhor se comparado com a classificação gerada a partir da imagem sem o NDVI. Segue abaixo as tabelas da matriz de concordância para as imagens classificadas com e sem o NDVI do Sentinel-2. O Quadro 8 mostram o grau de concordância das duas classificações com as áreas de controle extraídas do Google Earth Pro.

Quadro 8 – Matriz de concordância em termos de pixels da imagem classificada data 13/07/2016 do sentinel-2A

Imagem Classificada	Dados de referência (Google Earth Pró) com NDVI						
	Área Urbana	Vegetação	Pastagem	Água	Área Exposta	Total Acertos	Total
Área Urbana	1369	20	43	7	2	1369	1441
Vegetação	0	8023	2	0	0	8023	8025
Pastagem	17	117	2283	0	0	2283	2417
Água	0	0	0	78	0	78	78
Área Exposta	4	0	3	0	196	196	203
Total	1390	8160	2331	85	198	11949	12164
Imagem Classificada	Dados de referência (Google Earth Pró) sem NDVI						
	Área Urbana	Vegetação	Pastagem	Água	Área Exposta	Total Acertos	Total
Área Urbana	1369	19	42	5	2	1369	1441
Vegetação	0	7319	0	0	0	7319	7319
Pastagem	17	822	2286	0	0	2286	3125
Água	0	0	0	80	0	80	80
Área Exposta	4	0	3	0	196	196	203
Total	1390	8160	2331	85	198	11250	12168

Fonte: Autores

O quadro supracitado foi construído utilizando o software ENVI 5.1 através das áreas de controle demonstradas na figura 3. A classificação utilizando o NDVI na composição das bandas produziu um valor de Kappa e acurácia respectivamente de 0,965 e 98,23%; já a classificação produzida a partir da composição sem o NDVI produziu um valor de Kappa e acurácia respectivamente de 0,8591 e 92,486%, o que segundo Landis e Koch (1977) tem uma coerência excelente em ambas as classificações. O quadro 9 mostra a coerência entre as duas classificações uma com a outra conflitada, produzindo um valor de Kappa e acurácia de 0,8613 e 90,9436%. Podemos notar que a imagem classificada com o NDVI conseguiu ter um grau de assertividade maior que a sem o NDVI, sendo que na classificação sem o NDVI houve confusões na classificação da imagem de vegetação com área urbana de 0,11% dos pixels, ou seja, 325 pixel; e 13% dos pixels, 72510 pixels de vegetação com pastagem, o que obviamente omitiu dados relevantes para a quantificação que se deseja realizar. É notório que o grau de acerto da classificação com NDVI foi de fato muito representativo para fins quantitativos, uma vez que 1 pixel desta imagem abrange uma área de aproximadamente 100 m².

Quadro 9 – Matriz de concordância em termos percentuais das imagens classificadas data 13/07/2016 do sentinel-2A

Classificação S/NDVI	Classificação c/ NDVI				
	Área Urbana	Vegetação	Pastagem	Água	Área Exposta
Área Urbana	92,04%	0,94%	0,55%	0,19%	5,02%
Vegetação	0,11%	96,63%	13,00%	0,00%	0,00%
Pastagem	7,45%	2,43%	86,45%	0,00%	0,00%
Água	0,03%	0,00%	0,00%	99,81%	0,00%
Área Exposta	0,37%	0,00%	0,00%	0,00%	94,98%
Total (Pixels)	299278	375662	557647	2053	6379

Fonte: Autores

Com relação aos dados obtidos pela classificação da série Landsat, as classificações não produzem traços finos como o satélite sentinel-2, pois a resolução espacial das bandas combinadas tem resolução de 30 metros; 1 pixel destas imagens abrange uma área de 900 m² o que obviamente omite muitos dados relevantes para a classificação. Entretanto há a possibilidade de verificar as mudanças ocorridas na bacia no que se refere a vegetação com uma variação temporal maior, ou mesmo dentro de bacias hidrográficas de grande porte.

O Quadro 10 mostra o conflito produzido pelas imagens classificadas dos satélites Landsat 8 e 5, para checar o grau de assertividade se comparada com a outra classificação. A mesma tabela apresenta valores de coerência do Landsat-8 na data de 25/07/2016. Este conflito produziu um valor de Kappa e acurácia respectivamente de 0,7263 e 81,4541%. Pode-se notar na tabela que ocorreram muitos erros de classificação, sendo o maior erro atribuído a área exposta, seguida de pastagem. No que se refere a vegetação também ocorreram erros na classificação, sendo que no Landsat-8 em ambas as classificações o conflito foi consideravelmente maior que no Sentinel-2, o que já era esperado devido ao maior grau de incerteza provocado pela omissão de dados relevantes provocados pela resolução espacial das bandas. Nos dados extraídos nesta classificação pode ser comparado e validado utilizando o índice Kappa como fator de coerência.

Ainda no Quadro 10 os valores de coerência entre as duas imagens classificadas do Landsat-5 na data de 12/08/1999 produziram um valor de Kappa e acurácia respectivamente de 0,7262 e 80,9645%; deve-se notar que a classificação se manteve na mesma ordem de assertividade das demais classificações sendo completamente coerente a aplicação do índice Kappa em todas as imagens para validar os dados quantitativos extraídos das imagens classificadas.

O Quadro 11, apresenta os valores de coerência entre as duas imagens classificadas do Landsat-5 na data de 13/08/2011. Este conflito produziu um valor de Kappa e acurácia respectivamente de 0,7475 e 82,5113%; deve-se notar que igualmente as imagens comentadas anteriormente as classificações na data de 13/08/2011 também manteve a mesma ordem de assertividade, sendo que os maiores erros representados nestas imagens se deram em pastagem e área exposta.

Quadro 10 – Matriz de concordância em termos percentuais das imagens classificadas data do LANDSAT-8 e LANDSAT-5.

LANDSAT-8 - 25/07/2016					
Classificação S/NDVI	Classificação c/ NDVI				
	Área Urbana	Vegetação	Pastagem	Água	Área Exposta
Área Urbana	89,23%	2,94%	26,95%	0,00%	40,39%
Vegetação	1,16%	93,2%	9,07%	0,00%	0,00%
Pastagem	7,96%	3,78%	63,88%	0,00%	9,09%
Água	0,08%	0,00%	0,00%	98,83%	0,33%
Área Exposta	1,09%	0,08%	0,11%	1,17%	50,19%
Total (Pixels)	47108	44541	46612	256	2441
LANDSAT-5 12/08/1999					
Classificação S/NDVI	Classificação c/ NDVI				
	Área Urbana	Vegetação	Pastagem	Água	Área Exposta
Área Urbana	82,48%	1,23%	21,61%	6,57%	30,52%
Vegetação	2,81%	94,55%	5,51%	0,00%	3,74%
Pastagem	12,52%	0,71%	72,72%	0,00%	11,35%
Água	0,65%	3,51%	0,00%	93,43%	0,20%
Área Exposta	1,54%	0,00%	0,16%	0,00%	54,19%
Total (Pixels)	48636	36413	44956	350	7535

Fonte: Autores

Quadro 11 – Matriz de concordância em termos percentuais das imagens classificadas data 13/08/2011 do landsat-5

Classificação S/NDVI	Classificação c/ NDVI				
	Área Urbana	Vegetação	Pastagem	Água	Área Exposta
Área Urbana	92,72%	1,58%	25,40%	1,10%	25,37%
Vegetação	0,27%	97,07%	8,68%	0,00%	2,43%
Pastagem	6,03%	0,31%	65,83%	0,00%	20,72%
Água	0,35%	1,04%	0,00%	98,90%	0,00%
Área Exposta	0,63%	0,00%	0,09%	0,00%	51,48%
Total (Pixels)	37750	43215	51967	272	4686

Fonte: Autores

Com relação aos dados quantitativos pode-se perceber que os mapas de uso do solo gerados a partir da série Landsat promoveram alguns erros que podem ser melhor identificados na comparação do quadro 12, através da comparação das quatro classificações geradas para o ano de 2016. Estes erros podem ser atribuídos a omissão de dados referente à resolução espacial das imagens, como o número digital de cada pixel é gerado a partir da média de cada informação contida em determinada localidade. Nas bandas escolhidas das imagens do Landsat cada pixel corresponde a uma área de 900 m², uma área que tenha no mesmo pixel várias informações apresentará um número digital correspondente a localidade; sendo assim, todas as categorias de classificação das imagens dos satélites Landsat estão com erros de classificação consideravelmente maior que as classificações do sentinel-2, que tem resolução espacial de 10

m, e cada pixel abrange uma área de 100 m². Por outro lado, pode-se dizer que as informações quantitativas geradas nos fornecem um banco de dados com o histórico da bacia do córrego Ipiranga. Esta variação temporal mostra a evolução da bacia nos últimos 18 anos no que se refere as 5 categorias classificadas nas imagens.

Quadro 12 – Quantitativo das classes com e sem NDVI

S/NDVI				
Categorias Classificadas	Área de cada categoria (unidade em Km ²)			
	12/08/1999	13/08/2011	25/07/2016	13/07/2016
	LANDSAT-5	LANDSAT-5	LANDSAT-8	SENTINEL-2A
Área Urbana	8,37	7,35	9,32	6,65
Vegetação	4,44	5,26	4,61	4,77
Pastagem	7,10	7,86	6,90	9,79
Água	0,02	0,01	0,01	0,01
Área Exposta	1,41	0,85	0,49	0,14
C/NDVI				
Categorias Classificadas	Área de cada categoria (unidade em Km ²)			
	12/08/1999	13/08/2011	25/07/2016	13/07/2016
	LANDSAT-5	LANDSAT-5	LANDSAT-8	SENTINEL-2A
Área Urbana	8,67	9,32	10,44	6,31
Vegetação	5,02	5,87	5,11	5,83
Pastagem	6,42	5,66	5,39	9,04
Água	0,12	0,03	0,01	0,01
Área Exposta	1,10	0,46	0,39	0,16

Fonte: Autores

5 CONCLUSÃO

As classificações com o NDVI da série Landsat apresentaram pequenos erros provocados pelos sombreamentos das cenas, sendo que na classificação com o NDVI as sombras foram confundidas com água e área exposta. Entretanto, nas imagens classificadas do Sentinel-2 não ocorreu este tipo de confusão, sendo que com o NDVI a classificação da imagem de sentinel-2 apresentou valores mais confiáveis.

A disposição dos dados históricos gerados neste trabalho pode ser usada para verificação da mudança histórica da bacia. Nos últimos 18 anos a malha urbana e a vegetação mantiveram-se na mesma ordem de grandeza de cerca de 6 km², a pastagem aumentou para 9 km², água manteve-se e as áreas expostas das classificações diminuíram consideravelmente.

A metodologia coletou dados que podem ser utilizados como banco de dados históricos e pertinentes ao planejamento e controle ambiental da região, sendo completamente coerente com os dados reais obtidos no perímetro da localidade.

O lançamento de vários empreendimentos nos últimos anos ocorreu justamente sobre as áreas de pastagem o que provocou aumento do escoamento superficial e enchentes mais agressivas nas planícies desta bacia. Esse é o maior desafio para a sociedade e poder público devido a piora na qualidade de vida dessas populações.

Uma boa maneira de manter o monitoramento da área é a utilização do MapBiomias, no qual trata-se de um plug-in do software livre QGIS, os resultados apresentados podem ser utilizados como forma de confrontar os resultados e melhorar as análises no local, pois o monitoramento desse plug-in tem uma base de dados desde 1985.

6 AGRADECIMENTO

Agradecemos ao NAGEA (Núcleo de Análise Geo Ambiental) e a UFJF (Universidade Federal de Juiz de Fora).

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, G. B. M.; LOVERDE-OLIVEIRA, S. M. . Uso do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para Análise da Distribuição e Vigor da Vegetação no Pantanal Norte. GEOGRAFIA (Londrina), v. 29, p. 1-175, 2020.

BARRA ROCHA, C. H.; FREITAS, F. A. DE; CASQUIN, A. P. Conflitos de uso da terra nas APPs hídricas de manancial da zona da mata mineira, BRASIL. Boletim Goiano de Geografia, v. 39, n. 0 SE-Artigos, p. 1–22, 2019. Disponível em: <<https://revistas.ufg.br/bgg/article/view/50021>>.

BEZERRA, U. A.; OLIVEIRA, L. M. M. ; CANDEIAS, A. L. B. ; SILVA, B. B. ; LEITE, A. C. S. ; SILVA, L. T. M. S. . Comparativo do Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI) entre os sensores OLI - satélite Landsat-8 e MSI satélite Sentinel-2 em região semiárida. Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ, v. 41, p. 167-177, 2018.

CABRAL, E. G.; BARREIRA, S.; FERREIRA, M. E.; ARAÚJO, L. G. DE O. A silvicultura do eucalipto no estado de Goiás: um registro histórico via sensoriamento remoto. Pesquisa Florestal Brasileira; v. 39 (2019), 2019. Disponível em: <<https://pfb.cnpf.embrapa.br/pfb/index.php/pfb/article/view/1649/907>>.

DURAN, D. C.; GOGAN, L. M.; ARTENE, A.; DURAN, V. The Components of Sustainable Development - A Possible Approach. Procedia Economics and Finance, v. 26, p. 806–811, 2015. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212567115008497>>.

DURAN, M.; HERNÁNDEZ, M.; REBECA, G.; ÁLVAREZ-ARTEAGA, G. Cambio de uso de suelo e índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), subcuena del río salado, MÉXICO. Geografía y Sistemas de Informacion Geografica, v. 9, p. 39–50, 2017.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. (2021). Site: <<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>>, acessado em 15 de março de 2021.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. Biometrics, v. 33, n. 1, p. 159–174, 1977. [Wiley, International Biometric Society]. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2529310>>.

LEANDRO, D; SANTOS, D. B; DALLMANN, D. K., Uso e ocupação do solo no município de Cristal/RS. Revista Ibero-americana de Ciências Ambientais, v. 10, p. 340-350, 2019.

MOREIRA, E. P; RODRIGUES, T. G; OLIVEIRA, C. G; SILVA JUNIOR, J. A; OLIVEIRA, V. M . Análise de dados OLI/Landsat-8 e MSI/Sentinel-2 com diferentes níveis de processamento. Brazilian Journal of Development, v. 6, p. 35820-35831, 2020.

NETO, R. M; OLIVEIRA, G. C; RODRIGUES, E. L. N; OLIVEIRA, A. Geossistemas: interpretação e aplicação de um conceito para uma proposta de zoneamento ambiental na bacia do rio paraibuna, Zona da Mata mineira. Caminhos da Geografia (UFU. Online), v. 18, p. 90-109, 2017.

NGUYEN, T. T.; VERDOODT, A.; VAN Y, T.; et al. Design of a GIS and multi-criteria based land evaluation procedure for sustainable land-use planning at the regional level. Agriculture, Ecosystems & Environment, v. 200, p. 1–11, 2015..

DE OLIVEIRA, D. E.; DE ASSIS, D. C.; FERREIRA, C. DE C. M. Dinâmica climática regional em municípios da zona da mata, campo das vertentes e sul e sudoeste de Minas Gerais: As ondas de calor e frio. Revista Brasileira de Climatologia; DOSSIÊ CLIMATOLOGIA DE MINAS GERAISDO - 10.5380/abclima.v1i0.61039 , 2018.

RELATÓRIO ANUAL DE DESMATAMENTO 2019 – São Paulo, SP – MapBiomass, 2020. 49p.

ROBINSON, N. P.; ALLRED, B. W.; JONES, M. O.; et al. A Dynamic Landsat Derived Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) Product for the Conterminous United States. Remote Sensing , 2017.

Rouse, J.W; Haas,R.H; Schell, J. A; Deering, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Proceedings of the 3rd. ERTS-1 Symposium; 1973; Washington, DC. Washington, DC: NASA SP-351; 1973. p.309-17.

Ruiz Durán, M. E.; Orozco Hernández, M. E.; Granados Ramírez, R.; Álvarez Arteaga, G. 2017. Cambio de uso de suelo e Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), subcuenca del río Salado, México. *Geografía y Sistemas de Información Geográfica (GeoSIG)*. 9(9)Sección I:39-50.

SILVEIRA, A. H. DE M.; SILVA, F. M. DA; HADAD, R. M.; LIBÓRIO, M. P. Aplicações, preferências e comparações entre métodos de classificação supervisionada: O caso de NATAL/RN. *Raega - O Espaço Geográfico em Análise*; v. 47, n. 1 (2020) DO - 10.5380/raega.v47i1.67845 , 2020. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/raega/article/view/67845>>.

SOTHE, C.; ALMEIDA, C. M.; LIESENBERG, V.; SCHIMALSKI, M. B. Evaluating Sentinel-2 and Landsat-8 Data to Map Successional Forest Stages in a Subtropical Forest in Southern Brazil. *Remote Sensing* , 2017.

WCED. *Our common future*. Oxford; New York: Oxford University Press, 1987.

WECKMÜLLER, R; ZEBENDE, J. V. J; VICENS, R. S. Escolha do melhor descritor para a detecção de trajetórias em florestas tropicais utilizando os algoritmos Landtrendr. *Revista Continentes*, [S.l.], n. 13, p. 68-84, fev. 2019.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Using the USGS Landsat 8 Product. Disponível em: <<https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat>> Acesso em: 16 mar. 2021.