

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E AMBIENTAIS
CURSO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA**

RENNATO OLIVEIRA DA SILVA

**DINÂMICA DO USO E COBERTURA DO SOLO NA BACIA
HIDROGRÁFICA DO RIO MUNIM – MA, 1984 – 2018**

**CHAPADINHA – MA
2019**

RENNATO OLIVEIRA DA SILVA

**DINÂMICA DO USO E COBERTURA DO SOLO NA BACIA
HIDROGRÁFICA DO RIO MUNIM – MA, 1984 - 2018**

**Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à coordenação de
Engenharia Agrícola da Universidade
Federal do Maranhão, como requisito
parcial para obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Agrícola.**

**Orientador (a): Prof. Dr. Telmo José
Mendes**

**Coorientador (a): Prof^a. Kamilla
Andrade Oliveira**

**CHAPADINHA – MA
2019**

RENNATO OLIVEIRA DA SILVA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Maranhão, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Agrícola.

TCC defendida e aprovado, em _____ de _____ de 2019, pela comissão examinadora constituída pelos professores:

Prof. Dr. Telmo José Mendes
Orientador (a)

Prof^a. Dra. Kamilla Andrade Oliveira
Examinador (a)

Prof^a. Dr. Washington da Silva Santos
Examinador (a)

CHAPADINHA – MA
2019

Silva, Rennato Oliveira da.

ANÁLISE HISTÓRICA DA DINÂMICA DO USO E COBERTURA DO SOLO NA BACIA
HIDROGRÁFICA DO RIO MUNIM – MA A PARTIR DE TÉCNICAS DE
GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO / Rennato Oliveira da
Silva. – 2019.

39 f.

Coorientador(a): Kamilla Andrade Oliveira.

Orientador(a): Telmo José Mendes.

Monografia (Graduação) - Curso de Engenharia Agrícola,

Universidade Federal do Maranhão, UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO,
2019.

1. USO DO SOLO. 2. MAPEAMENTO. 3. GEOTECNOLOGIAS. I. Oliveira, Kamilla
Andrade. II. Mendes, Telmo José. III. Título.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho em primeiro lugar a Deus, que me deu saúde e forças para superar todos os momentos difíceis a que eu me deparei ao longo da minha graduação, a mãe por ser essencial na minha vida e a toda minha família e amigos por me incentivarem a ser uma pessoa melhor e não desistir dos meus sonhos.

AGRADECIMENTOS

A Deus por ter me proporcionado vida e saúde para que eu pudesse concretizar este sonho, e por ter me guiado em todos os momentos da minha vida. Muito obrigado, Senhor!

A toda minha família, em especial minha Mãe Silvia, que sempre me apoiou financeiramente e espiritualmente com suas orações, aos meus irmãos (a), Rafaelle, Rhuan e Gabryelle por todo apoio concedido.

A minha namorada, Thais de Carvalho Araújo que me deu todo apoio que precisei, aos meus amigos de Chapadinha e aos amigos que fiz na graduação, obrigado por toda ajuda.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Telmo José Mendes, pelas orientações, disponibilidade, dedicação, amizade e paciência.

A minha coorientadora, Prof^a. Dra. Kamilla Andrade Oliveira por todo o apoio e auxílio oferecido para a confecção desta monografia, pois sem ela eu não teria conseguido. Meu muito obrigado!

Um agradecimento especial ao nosso coordenador professor Washington da Silva Santos, por tudo que fez e que faz por nosso curso, agradecido.

Agradeço a Universidade Federal do Maranhão, Centro de Ciências Agrárias e Ambientais que por meio do seu corpo docente e infraestrutura, possibilitaram meu desenvolvimento acadêmico.

E por fim, agradeço àqueles que de alguma forma contribuíram para o desenvolvimento do trabalho, fazendo com que eu conseguisse realizar mais um sonho de minha vida.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Mapa de localização da área de estudo.....	22
Figura 2 – Evolução temporal e dinâmica do uso e cobertura do solo na bacia hidrográfica do rio Munim, nos anos de 1984, 1998, 2009 e 2018.....	28
Figura 3 – Evolução temporal na dinâmica do uso e cobertura do solo da bacia hidrográfica do Rio Munim.....	30
Figura 4 – Análise da classe solo exposto no período de 1984 a 2018.....	32

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Situação da Série Landsat.....	18
Tabela 2 – Classes e características estabelecidas para estudo do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do Rio Munim.....	24
Tabela 3 – Critérios utilizados na avaliação do grau de concordância da classificação temática com base no índice Kappa.....	27
Tabela 4 – Matriz de confusão das classes definidas na aquisição de amostras do ano de 2018.....	28
Tabela 5 – Valores das classes de uso e ocupação do solo correspondentes aos anos de 1984 a 2018.....	29
Tabela 6 – Municípios do Maranhão com maior área de desmatamento no bioma Cerrado, no período 2009-2010.....	33

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Características dos satélites landsat 5 e landsat 8.....	19
---	----

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 – Máxima verossimilhança.....	25
Equação 1 – Máxima verossimilhança com limiar.....	25
Equação 3 – Cálculo de índice de exatidão global.....	26
Equação 4 – Cálculo de índice Kappa.....	26

RESUMO

O uso de geotecnologias na gestão territorial das bacias hidrográficas, é uma ferramenta que tem se intensificado a cada ano e tornou-se indispensável para o planejamento e manutenção da ocupação territorial na área de abrangência de uma bacia hidrográfica. O sensoriamento remoto é uma técnica bastante utilizada para análise do uso e ocupação do solo, principalmente no que diz respeito ao desmatamento. Esse estudo teve por objetivo avaliar as mudanças na cobertura vegetal da bacia hidrográfica do Rio Munim (BHRM) com auxílio de técnicas de sensoriamento remoto. A bacia hidrográfica do rio Munim está localizada no bioma Cerrado que, por sua vez é o segundo maior bioma do Brasil, com 2.036.94 km² aproximadamente 203 milhões de hectares, algo em torno de 24% do território do país. Foram utilizadas imagens do satélite Landsat 5 e 8 sensor Thematic Mapper (TM) e Operational Land Imager (OLI) respectivamente, no período entre 1984 e 2018, realizado o processo de classificação supervisionada por Máxima Verossimilhança onde o analista detém conhecimento prévio sobre a área a ser estudada e validação da classificação por meio de imagem de satélite de alta resolução em ambiente de sistema de informações geográficas (SIG). Percebeu-se a tendência a um crescimento progressivo na área total definida como solo exposto levando em consideração um aumento de 13,23% da área em relação ao ano de 1984. Ao longo dos anos a BHRM perdeu uma quantidade substancial de cobertura vegetal. No ano de 2018 predomina o uso do solo vegetação densa com 40,76%.

Palavras-chave: Uso do solo; Mapeamento; Geotecnologias

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	13
2	OBJETIVOS.....	15
	2.1 Objetivo Geral	15
	2.2 Objetivos específicos	15
3	REVISÃO DE LITERATURA.....	15
	3.1 Uso de geotecnologias no estudo de bacias hidrográficas	15
	3.2 Resolução das imagens	17
	3.2.1 Resolução Espacial.....	17
	3.2.2 Resolução Espectral	17
	3.2.3 Resolução radiométrica	17
	3.2.4 Resolução temporal	18
	3.3 Sistemas Sensores	18
	3.4 Processamento digital de imagens	19
4	JUSTIFICATIVA.....	21
5	MATERIAL E MÉTODOS	22
	5.1 Área de estudo.....	22
	5.3 Tratamento dos dados	23
	5.4 Validação	25
6	RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
7	CONCLUSÕES.....	34
8	REFERÊNCIAS	35
9	ANEXO 1	39

1 INTRODUÇÃO

A cobertura vegetal, especialmente as florestas, desempenham um papel fundamental no controle do escoamento superficial, nas taxas de evaporação, na capacidade de retenção de água, na diminuição do risco de erosão do solo além de exercerem papel essencial no comportamento do ciclo hidrológico local (GARCEZ e ALVAREZ, 1988).

Devido ao crescente aumento das áreas de produção agropecuárias, da expansão de áreas urbanas associadas a atividades antrópicas, impulsionaram fortes modificações na cobertura vegetal do solo em regiões conhecidas como bacias hidrográficas. O uso impróprio do solo e o manejo inadequado de áreas florestais, resultam na degradação dos recursos naturais, que por sua vez geram consequências como o assoreamento dos rios e em casos mais graves a desertificação (VILELA, 2009).

O manejo de bacias hidrográficas é uma importante ferramenta no processo de organização e orientação do uso da terra e de outros recursos naturais a fim de produzir bens e serviços, tendo em vista que esse manejo visa a interação a interação do uso do solo, vegetação e água.

O artigo 5º do Decreto Estadual nº 27.845/11 que regulamenta a Lei nº 8.149, de 15 de junho de 2004, que institui sobre a Política Estadual dos Recursos Hídricos, o Sistema de Gerenciamento Integrado de Recursos Hídricos, subdivide o estado do Maranhão em 12 regiões hidrográficas, sendo que as bacias do Rio Parnaíba, Rio Gurupi e Rio Tocantins são de domínio da União e as bacias dos Rios Preguiças, Peria, Munim, Itapecuru, Mearim, Turiaçu, Maracaçumé, Sistema hidrográfico do litoral ocidental e sistema hidrográfico das ilhas maranhenses pertencem ao domínio do estado (MARANHÃO, 2011).

Júnior *et al.*, (2012), relata que a bacia do Rio Munim tem vivenciado forte crescimento econômico atrelado à exploração dos recursos naturais, que por sua vez vem acarretando grandes alterações na cobertura vegetal dessa região causando impactos negativos em virtude da ocupação dessas áreas.

Segundo Machado *et al.*, (2004), a bacia hidrográfica do rio Munim encontra-se no bioma brasileiro denominado de Cerrado, que, por sua vez é um dos biomas que mais tem sofrido com altos índices de desmatamento correndo sério risco de extinção com estimativa de perda anual em torno de 1,50% ao ano, aproximadamente 3

milhões de hectares/ano, fato agravado pela falta de observância da legislação ambiental.

Devido ao clima característico desse bioma, a vegetação do cerrado está adaptada a longos períodos de estiagem. Esse bioma, possui duas estações bastante definidas, uma seca e outra chuvosa. As chuvas se concentram entre outubro a abril, prevalecendo o clima seco nos demais meses (ASSAD & CASTRO, 1994).

Com extensão de 2.036.94 km², aproximadamente 203 milhões de hectares, o cerrado é o segundo maior bioma brasileiro, englobando além da região centro-oeste, partes da região Sudeste, Nordeste e Norte do Brasil perfazendo uma área total de 24% do território nacional (IBGE, 2004).

Devido a crescente pressão para abertura de novas áreas visando incrementar a produção de carne e grãos para exportação, o bioma cerrado, em especial as bacias hidrográficas, merecem atenção especial no que se refere as altas taxas nos índices de desmatamento, fazendo necessário o uso de técnicas que possam mensurar e propor medidas mitigadoras.

Segundo Silva (2014), algumas técnicas têm sido utilizadas como ferramenta para acompanhar e avaliar as taxas de desmatamento em regiões de bacias hidrográficas, uma delas é o sensoriamento remoto orbital, tendo em vista que fornece inúmeras informações acerca dos recursos naturais permitindo a análise e dimensionamento das áreas de vegetação, registrando mudanças sazonais e alterações resultantes da ação humana além de que essa ferramenta propicia um acervo de informações relevantes que permitem acompanhar e avaliar as mudanças ocorridas na cobertura vegetal ao longo dos anos facilitando a análise e a interpretação de dados relacionados aos índices de desmatamento, contribuindo para o planejamento e minimizando os impactos negativos gerados ao meio ambiente.

O uso de geotecnologias na gestão territorial das bacias hidrográficas, é uma ferramenta que tem se intensificado a cada ano e tornou-se indispensável para o planejamento e manutenção da ocupação territorial na área de abrangência de uma bacia hidrográfica.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Nesse contexto, o objetivo no estudo foi avaliar as mudanças na cobertura vegetal da bacia hidrográfica do Rio Munim com auxílio de técnicas de sensoriamento remoto entre os anos de 1984 a 2018.

2.2 Objetivos específicos

- a) Quantificar o desmatamento para toda a bacia hidrográfica ano a ano;
- b) Criar de mapas temáticos de cobertura vegetal;
- c) Realizar a classificação supervisionada;
- d) Realizar validação da classificação supervisionada.

3 REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Uso de geotecnologias no estudo de bacias hidrográficas

Ao longo dos anos diversas foram as definições formuladas para o termo bacia hidrográfica, contudo, percebe-se uma grande semelhança e concordância entre as definições estabelecidas pelos autores.

Para Barrella (2001), a bacia hidrográfica pode ser considerada como um conjunto de terras que drenam as águas provenientes das precipitações por meio de rios e afluentes, que, normalmente são formadas nas regiões mais elevadas do relevo e escoam para as partes mais baixas, formando assim, rios e riachos além dos lençóis freáticos.

Silveira (2001), entende bacia hidrográfica como um sistema físico em que a entrada é resultante da precipitação e a saída é o volume escoado que passa pelo exutório. Desse sistema são considerados como perdas intermediárias a quantidade de água evaporada e a quantidade de água infiltrada de forma profunda.

As regiões denominadas como bacias hidrográficas vem sofrendo um processo intenso de degradação devido a sua utilização de forma insustentável, em grande parte resultantes das ações antrópicas levando a constantes mudanças no espaço geográfico. A expansão urbana, industrialização, pecuária e agricultura intensiva são

fatores que tem agravado a deterioração dos recursos naturais em especial as florestas nas regiões de bacias hidrográficas (ALMEIDA, 2007).

Ribeiro (2016) & Costa (2010), relatam que a bacia hidrográfica do rio Munim tem vivenciado fortes impactos ambientais que resultam no desmatamento, dentre estes destaca-se o crescimento urbano, agricultura em larga escala, pecuária, processos erosivos e assoreamento nas margens do rio.

Em trabalho realizado por Ribeiro & Nunes (2017), sobre análise ambiental na área da bacia hidrográfica do rio Munim, foram entrevistados diversos moradores das regiões urbanas e rurais que destacaram o desmatamento como fator predominante na degradação ambiental.

O uso de geotecnologias no estudo e monitoramento de bacias hidrográficas no que diz respeito ao uso e ocupação do solo é uma ferramenta que proporciona uma análise temporal e uma visão espacial do ambiente dessas bacias, uma vez que o sensoriamento remoto fornece dados que proporcionam a realização de análise temporal da superfície terrestre, dados estes que podem ser processados por meio de softwares computacionais (VILELA *et al.*, 2000; LIMA *et al.*, 2007)

Carvalho *et al.*, (2005), relatam que a utilização de séries temporais no monitoramento ambiental tem se tornado cada vez mais constante, tendo em vista que esses procedimentos permitem monitorar e auxiliar trabalhos correlacionados com a extensão agrícola, assim como os índices de desmatamento e crescimento urbano.

Araújo (2016), relata que no início da década de 1970 houve uma revolução no Sensoriamento remoto proporcionando pelo lançamento de satélites. Dispositivos estes, que, orbitam a terra durante vários anos coletando imagens da superfície terrestre 24h por dia durante sua vida útil.

Atualmente existem vários programas com satélites em operação, dentre eles podemos citar a série LANDSAT, SPOT, CBERS, IKONOS, QUICKBIRD e NOAA. Dos citados, apenas os satélites NOAA são responsáveis por colher dados meteorológicos, sendo destinados essencialmente aos estudos climáticos e atmosféricos os demais são atribuídos ao monitoramento e levantamento de dados sobre os recursos naturais terrestres (FIGUEREDO, 2005; ARAÚJO, 2016).

3.2 Resolução das imagens

No que tange ao sensoriamento remoto existem diferentes resoluções que dão características aos sensores, podendo ser atribuídos a quatro diferentes parâmetros: resolução espacial, espectral, radiometria e temporal.

3.2.1 Resolução espacial

A imagem de sensores remotos possui estrutura matricial, onde seu elemento principal é denominado pixel. A resolução espacial está relacionada com a capacidade que um sensor possui de distinguir objeto, logo, quanto menor for o tamanho do pixel maior será a resolução espacial da imagem, ou seja, o sensor terá maior capacidade de reconhecer objetos dispostos na superfície terrestre (VILELA, 2009; MENESES & SANO, 2012)

3.2.2 Resolução espectral

A resolução espectral das imagens é a propriedade mais importante dos sensores imageadores, pois está relacionada com a quantidade de bandas que o sensor possui, a largura em comprimento de onda das bandas e as posições em que as bandas estão situadas no espectro eletromagnético. De uma maneira bastante simplificada, quando a energia solar atinge a superfície terrestre, parte é absorvida e parte é refletida. Essa energia é emitida pela superfície terrestre através de ondas. Desse modo, um maior número de canais espectrais implica em uma maior resolução espectral.

3.2.3 Resolução radiométrica

A resolução radiométrica mede a intensidade da radiância da área de cada pixel unitário, sendo entendida como a quantidade de níveis de cinza por pixel em uma imagem. O número de níveis de cinza está expresso em bits, ou seja, expresso em função do número de dígitos binários para armazenar, em forma digital, o valor do nível máximo de cinza. O valor em bits é sempre uma potência de 2. Assim, n bits expressam 2^n valores de níveis de cinza. Uma imagem de 8 bits ($2^8 = 256$) possui 256 níveis de cinza e, conseqüentemente melhores detalhes visuais do que as imagens de 6 ou 4 bits (CROSTA, 1993; VILELA, 2009; MENESES & SANO, 2012).

3.2.4 Resolução temporal

É definida como a frequência em que o sensor revisita uma área e obtém imagens periódicas durante sua vida útil. A resolução temporal é de fundamental importância no que diz respeito a estudos de alvos mais dinâmicos como uso da terra e crescimento de culturas, tendo em vista que com ela é possível acompanhar ou detectar mudanças que ocorrem na superfície terrestre (FONSECA, 2000; MENESES & SANO, 2012).

3.3 Sistemas Sensores

Segundo Assis (2008), os sensores orbitais estão alocados em plataformas que ficam orbitando a terra em altitudes superiores à da superfície terrestre. Cada sensor possui características particulares referentes ao tipo de órbita, resolução espacial, espectral, radiométrica e temporal a fim de atender às necessidades a qual foram desenvolvidas (VILELA, 2009).

A série Landsat teve início na segunda metade da década de 60 com o ERTS-1 (Earth Resource Technology Satellit) desenvolvido pela Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA), e no ano de 1975 recebeu o nome de Landsat 1. O projeto teve como objetivo principal a observação dos recursos naturais terrestres. A tabela 1 apresenta as respectivas datas de lançamentos dos satélites da série Landsat, a situação e os sensores abordo de cada um (VILELA, 2009).

Tabela 1. Situação da série de satélites Landsat.

Satélite	Lançamento	Situação	Sensor
Landsat 1	23/07/1972	Inativo	RBV e MSS
Landsat 2	22/01/1975	Inativo	RBV e MSS
Landsat 3	05/03/1978	Inativo	RBV e MSS
Landsat 4	16/07/1982	Inativo	MSS e TM
Landsat 5	01/03/1984	Inativo	MSS e TM
Landsat 6	05/10/1993	Inativo	ETM
Landsat 7	15/04/1999	Ativo com estrição	ETM +
Landsat 8	02/11/2013	Ativo	OLI e TIRS

O quadro 1 mostra as características dos sensores TM (Thematic Mapper) e OLI (Operational Land Imager).

Quadro 1 – Características dos satélites landsat 5 e landsat 8.

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução			
		Espectral	Espacial	Temporal	
TM	(B1) Blue	0.45 – 0.52 μm	30 m	16 dias	
	(B2) Green	0.52 – 0.60 μm			
	(B3) Red	0.63 – 0.69 μm			
	(B4) Near Infrared	0.76 – 0.90 μm			
	(B5) Medium Infrared	1.55 – 1.75 μm	120 m		
	(B6) Thermal Infrared	10.4 – 12.5 μm			
	(B7) Medium Infrared	2.08 – 2.35 μm	30 m		
OLI	(B1) Coastal aerosol	0.43 – 0.45 μm	30 m	16 dias	
	(B2) Blue	0.45 – 0.51 μm			
	(B3) Green	0.53 – 0.59 μm			
	(B4) Red	0.64 – 0.67 μm			
	(B5) Near Infrared	0.64 – 0.67 μm			
	(B6) SWIR 1	1.57 – 1.65 μm			
	(B7) SWIR 2	2.11 – 2.29 μm	15 m		
	(B8) Panchromatic	0.50 – 0.68 μm			
	(B9) Cirrus	1.36 – 1.38 μm			30 m
	(B10) Thermal Infrared	10.60 – 11.19 μm			100 m
	(B11) Thermal Infrared	11.50 – 12.51 μm			100 m

3.4 Processamento digital de imagens

Segundo Crosta (1992), o processamento digital de imagens no sensoriamento remoto é uma etapa que envolve a manipulação de dados digitais por meio operações matemáticas com a finalidade de melhorar o aspecto visual de certas feições estruturais e promover a extração e a identificação de dados referentes a essas imagens para interpretações posteriores.

O processamento digital de imagens é dividido em algumas etapas sendo eles: pré-processamento, realce, classificação e validação (VILELA, 2009; MENESES & SANO, 2012).

As técnicas de pré-processamento são responsáveis por corrigir os erros e as distorções introduzidas nas imagens pelos sistemas sensores. Essas distorções são causadas pela instabilidade da plataforma e pelos efeitos panorâmicos relacionados à geometria de aquisição e pela varredura e rotação da terra (CRÓSTA, 1992; RICHARDS, 1995).

Segundo Filho (1999), as técnicas de realce são responsáveis por processar uma imagem a fim de deixá-la com características melhores do que a original, ou seja, melhorar a qualidade visível para uma aplicação específica.

A classificação de imagens é a etapa em que são obtidas informações de uma imagem de maneira a permitir o reconhecimento de padrões e objetos homogêneos. A classificação de imagens pode ser dividida em paramétrica e não paramétrica, espectral e espacial, supervisionada e não supervisionada, tendo ainda a possibilidade de se dividir em classificação por pixel ou por regiões (KURY & VIEIRA, 2001).

Na classificação supervisionada, o analista detendo conhecimento prévio sobre a área a ser estudada seleciona pequenas amostras que representem cada classe que deseja identificar na imagem, técnica conhecida como treinamento do classificador (CROSTA, 1992). Não existe uma quantidade pré-definida de quantas classes o analista deve pré-definir, porém, deve-se tomar cuidado em definir classe que sejam distintas a fim de não causar confusão no final da classificação (MENESES & SANO, 2012). Dentre os métodos de classificação supervisionada pode-se citar, paralelepípedo, distância mínima distância de Mahalanobis e máxima verossimilhança (MaxVer).

Segundo Crosta (1992) e IBGE (2001), o classificador por máxima verossimilhança é uma técnica mais completa que o paralelepípedo e mínima distância, tendo em vista que considera a ponderação das distancias das médias e utiliza parâmetros estatísticos de treinamento para calcular a probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada classe específica. Geralmente esse classificador fornece resultados mais precisos, entretanto, para que o resultado seja preciso o suficiente, é necessário um número elevado de pixels para cada conjunto de treinamento, de preferência acima de uma centena.

4 JUSTIFICATIVA

Com a intensificação da agricultura, da expansão urbana bem como de práticas antrópicas, tem-se observado nas últimas décadas um aumento exponencial nas taxas de desflorestamento em áreas de bacias hidrográficas, fato que afeta diretamente as atividades humanas e os recursos naturais.

Segundo Ribeiro e Nunes (2017), os principais impactos registrados na região da bacia hidrográfica do Rio Munim são provenientes de atividades antrópicas, onde o desmatamento é fator de maior impacto na região provocando efeitos como a suspensão da mata ciliar e contaminação do ambiente aquático.

Algumas técnicas têm sido utilizadas como ferramenta para acompanhar e avaliar as taxas de desmatamento em regiões de bacias hidrográficas, uma delas é o sensoriamento remoto orbital, tendo em vista que fornece inúmeras informações acerca dos recursos naturais permitindo a análise e dimensionamento das áreas de vegetação, registrando mudanças sazonais e alterações resultantes da ação humana.

O uso de imagens de satélite no sensoriamento remoto orbital tem crescido em ritmo acelerado nas últimas décadas, fato ocorrido devido ao aumento na qualidade dos sensores utilizados que estão com resoluções cada vez melhores permitindo extração e o processamento de múltiplas informações das imagens obtidas (ROCHA, 2007).

Diante desse contexto torna-se necessário desenvolver metodologias alicerçadas nas ferramentas do sensoriamento remoto que permitam analisar a cobertura do solo de forma a diagnosticar os possíveis impactos proporcionados pelo manejo inadequado uma vez que essa técnica permite quantificar e estimar as áreas em estado de desflorestamento reduzindo em muito os custos de fiscalização e monitoramento em comparação com os métodos tradicionais.

5 MATERIAL E MÉTODOS

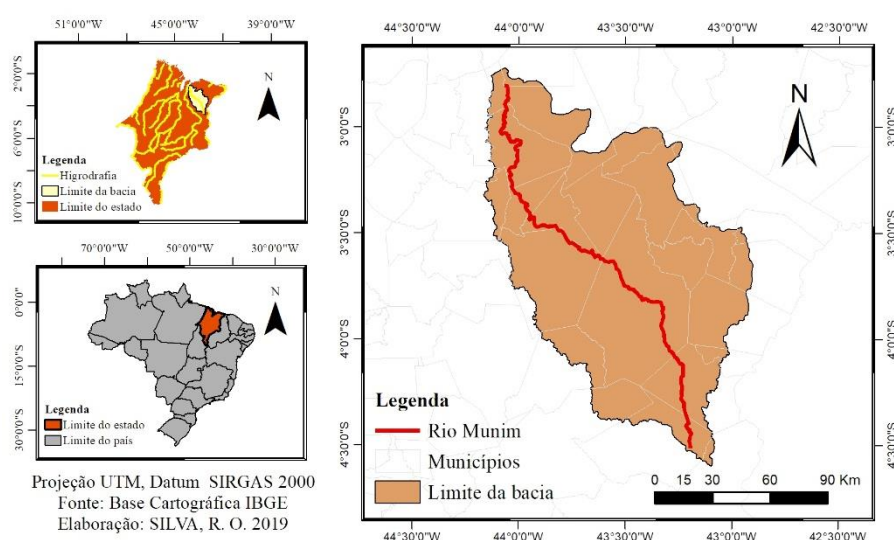
5.1 Área de estudo

A bacia hidrográfica do Rio Munim (figura 1) está localizada na região extremo leste do estado do Maranhão, sendo delimitada pelas coordenadas geográficas: Norte: 3°43'S e 43°24'O; Leste: 4°04'S e 43°01'O; Sul: 4°34'S e 43°07'O; Oeste: 3°22'S e 43°28'O, possui uma área total equivalente a 15.918,28 km² correspondendo a 4,79% do território do estado.

Com 371,74 km de extensão, seu curso principal deságua na baía de São José, entre os municípios de Axixá e Icatu. Suas nascentes estão localizadas nos Tabuleiros de Formação Barreiras, a Nordeste da cidade de Caxias, tendo como principais afluentes a margem esquerda os rios Iguará, Paulica, riacho Mocambo, Raiz, da Cruz e São Gonçalo pela margem direita, os rios Preto, riacho Pirangi, Una e da Mata (MARANHÃO, 2016).

A bacia é composta por 27 municípios, destes, 15 com sedes dentro da bacia, totalizando 320.001 habitantes, equivalente a (4,90%) da população do estado, sendo que 164.905 (51,50%), estão situados na zona urbana e 155.093 (48,50%) na zona rural, com uma densidade demográfica de 20,20 hab./km² (IBGE, 2010).

Figura 1 – Mapa de localização da área de estudo.



Fonte: Silva (2019)

Segundo dados do IBGE (2010), são quantificados 10 municípios de maiores destaques dentro da bacia, sendo eles: Afonso Cunha, Cachoeira Grande, Nina

Rodrigues, Axixá, Presidente Vargas, Presidente Juscelino, Mata Roma, São Benedito do Rio Preto, Urbano Santos e Chapadinha.

Segundo Maranhão (2016), os dados climatológicos da bacia hidrográfica do rio Munim correspondem principalmente ao clima úmido e sub-úmido, com acumulado anual de precipitação pluviométrica que variam de 1400 mm a 2400 mm, onde as maiores precipitações são encontradas em áreas da região norte da bacia, valores significativos que refletem a grande influência da Zona de Convergência Intertropical nessa região. Por outro lado, os menores valores de precipitação pluviométrica são encontrados na região sul da bacia.

A umidade relativa do ar fica em torno de 70% a 82% com temperatura média anual registrada próximo de 25,6 °C onde se observa que os menores valores de temperaturas são registrados na região norte da bacia aproximadamente nas mesmas áreas que detém os maiores índices pluviométricos, visto que as chuvas podem amenizar os valores de temperatura do ar (MARANHÃO, 2016).

5.2 Obtenção das imagens

O mapeamento espaço temporal do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Munim foi realizado através do método de interpretação visual de imagens de sensores orbitais (satélites), utilizando o software ArcGIS (versão 10.3).

As imagens de satélite utilizadas no trabalho são pertencentes aos satélites LANDSAT 5 com sensor Thematic Mapper (TM) e o satélite LANDSAT 8 com sensor Operational Land Imager (OLI), cenas com órbita/ponto 220/63 e 220/62 ambos obtidas (download) no banco de dados de imagens na plataforma do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e do United States Geological Survey USGS (Earth explorer).

Foi obtido uma série histórica de imagens entre os anos de 1984 a 2018 onde as cenas selecionadas (Anexo 1) correspondem aos meses de agosto a outubro dos respectivos anos e com uma cobertura de nuvens estabelecida de no máximo 10% da imagem. Vale ressaltar que as imagens não utilizadas no trabalho não corresponderam aos critérios pré-estabelecidos.

5.3 Tratamento dos dados

Com as imagens já selecionadas, o software ArcGIS versão 10.3.1, foi utilizado para realizar composições coloridas das imagens na conformação RGB utilizando as bandas 1,2,3,4,5 e 7 para o sensor TM e bandas 1,2,3,4,5,6,7 e 9 para o sensor OLI,

mosaico de duas cenas, visto que apenas uma não cobria a bacia por inteiro, e extração tendo como máscara, o vetor (limite da bacia) adquirido no sítio eletrônico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Posteriormente todos os arquivos foram reprojatados para o Sistema de Coordenadas UTM SIRGAS 2000, sendo realizada no software ArcGIS 10.3.1, utilizando a ferramenta Project, localizada no ArcToolbox em Data Manegent Tools – Projections And Tranformations.

A projeção da base cartográfica é necessária para o alinhamento no mesmo sistema de coordenadas afim de evitar conflitos no sistema de projeção.

Após o preparo das bases, foram pré-estabelecidas 5 classes para uso e cobertura do solo que se deram pela interpretação visual da imagem além de visitas de campo na área de estudo entre os meses de janeiro a março de 2019, conforme a tabela 2.

Tabela 2 – Classes e características estabelecidas para estudo do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do Rio Munim.

CLASSE	CARACTERÍSTICA
Água	Nesta classe foi incluída toda e qualquer área que apresente exposição de corpos d'água possíveis de observação, tais como: rios, lagos e igarapés.
Nuvem	Nesta classe foi detectada nuvens de baixa altitude que ocupassem em até 10% da área da imagem analisada.
Solo Exposto	Nesta classe foram incluídas as áreas entendidas como antropizadas (áreas residenciais, estradas pavimentadas e não-pavimentadas). Além de áreas desflorestadas devido à implantação de atividades agropecuárias ou exploração florestal.
Vegetação densa (primária)	Nessa classe foram incluídas formação de florestas com árvores que podem chegar a altura média de 8 a 15 metros.
Vegetação rala (secundária)	Nesta classe foram incluídas áreas que depois de ter sofrido uma supressão total de sua vegetação original, está em processo de regeneração do tipo arbóreo-arbustiva.

Fonte: Vale *et al.*, (2018)

O método de classificação escolhido foi a Supervisionada, onde o analista detém conhecimento prévio da área a ser analisada relacionando áreas da imagem com as classes que se deseja separar. O algoritmo utilizado foi treinado para poder distinguir as classes umas das outras onde, nesse processo o analista escolheu pequenas áreas de amostra da imagem contendo poucas centenas de pixels que representem uniformemente a imagem (MENESES & SANO, 2012).

Nesse tipo de classificação, não existe restrição da quantidade de classes a ser estabelecida e classificadas desde que o analista faça uma seleção de classes bem distintas para que no final da classificação não ocorra muita confusão entre as classes (MENESES & SANO, 2012).

Foram selecionadas 30 amostras de treinamento por classe em diferentes locais da área de estudo, visando a diversificação das áreas de amostragem ao longo da imagem e procurando sempre manter o mesmo tamanho do polígono de seleção das amostras, mantendo assim, a homogeneidade das áreas amostradas.

Após a seleção das amostras utilizou-se para a classificação pixel a pixel o algoritmo Máxima Verossimilhança (equação 1 e equação 2) que considera a ponderação das distâncias entre as medias dos valores dos pixels das classes utilizando parâmetros estatísticos. Esse classificador assume que todas as bandas possuem distribuição normal e calcula a probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada classe específica (MENESES & SANO, 2012; SILVA, 2014).

Equação 1. Máxima verossimilhança.

$$x \in w_i \text{ se } p(x|w_i)p(w_i) > p(x|w_j)p(w_j)$$

Equação 2. Máxima verossimilhança com limiar

$$p(x|w_i)p(w_i) > \text{limiar} \text{ e } (p(x|w_j)p(w_j) > \text{limiar})$$

5.4 Validação

O procedimento posterior a classificação da imagem, fez-se necessário calcular a exatidão do mapa gerado, esta exatidão parte do princípio, que uma determinada medida tem proximidade com seu valor real, procedeu-se com cálculos estatísticos a fim de analisar a acurácia do produto classificado (BERNARDES, 2006).

Segundo Santo (2005), a avaliação da classificação pode ser obtida através de coeficientes de concordância da matriz de confusão onde pode-se derivar medidas e por consequência, verificar erros provenientes do processo de classificação.

Para validação do trabalho foi utilizado uma imagem do satélite SENTINEL 2A, que possui 10 m de resolução espacial. Foram utilizados 275 pontos amostrais, distribuídas por meio de amostragem aleatória simples, na área de estudo para avaliação da classificação supervisionada (QUEIROZ, *et al.* 2017).

A partir de desses pontos gerou-se uma matriz de confusão entre os dados gerados e a referência, em sequência foi determinado o índice de exatidão global (Equação 3) e índices Kappa (Equação 4).

Equação 3. Cálculo de índice de exatidão global

$$EG = \frac{A}{n} \times 100$$

onde EG é a Exatidão Global, A o total de acertos e N o número total de pontos amostrais.

A Exatidão Global é a medida mais simples de verificação e relaciona os elementos da diagonal principal com o total de pontos amostrados da imagem classificada (CHUVIECCO, 1995; VALE *et. al.*, 2018)

O coeficiente Kappa é uma das variáveis que podem ser quantificadas após a geração da matriz de confusão, sendo ele um índice que retrata o grau de concordância dos dados, ou seja, geram um aspecto de confiabilidade e precisão dos dados classificados. (CONGALTON e GREEN, 1999; COHEN, 1960; CHUVIECCO, 1995; PERROCA & GAIDZINSKI, 2003).

Equação 4. Cálculo de índice Kappa

$$K = \frac{[N * \sum_{i=1}^r x_{ij} - \sum_{i=1}^r (x_i * x_j)]}{[N^2 - \sum_{i=1}^r (x_i * x_j)]}$$

onde K é o Índice de exatidão Kappa, r é o número de linhas na matriz, x_{ij} é o número de observações na linha (i) e coluna(j), e N é o número total de observações (pontos amostrais).

Landis & Koch (1977), associam valores do Índice Kappa à qualidade da classificação de acordo com a tabela 3, onde os valores mais próximos de 1 indicam melhores resultados dos dados classificados.

Tabela 3 – Critérios utilizados na avaliação do grau de concordância da classificação temática com base no índice Kappa.

Índice Kappa	Desempenho
<0	Péssimo
$0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Landis & Koch (1977)

5.5 Quantificação

Nessa etapa, a ferramenta calcular geometria, foram calculadas as áreas em quilômetros quadrados (km²) e em porcentagens correspondentes a cada classe estabelecida. O procedimento foi repetido para todas as imagens classificadas, chegando assim, aos valores que serão apresentados e discutidos no decorrer do trabalho.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Por meio dos dados estatísticos calculados e mostrados através da matriz confusão (tabela 4), foi comprovada a eficiência dos sensores orbitais de baixa resolução espacial para detectar áreas desmatadas, onde índice de Exatidão Global foi superior a 98,54%, ou seja, mais de 98,54% das amostras foram identificadas corretamente pelo classificador, mostrando o bom desempenho da classificação.

O índice Kappa foi determinado para avaliar a exatidão dos dados permitindo uma visualização dos resultados da classificação. O resultado indicou um coeficiente de concordância superior a 0,9781 ou 97,81%, que, segundo a classificação de Landis & Koch (1997), foi excelente, demonstrando que a classificação supervisionada Maximum Likelihood na área estudada se aproximou da realidade de campo.

A tabela 4 apresenta a matriz confusão das classes definidas na aquisição de amostras do ano de 2018. A matriz apresenta as distribuições de porcentagens de pixel classificados corretamente e erroneamente. Como resultado, observa-se que a

classificação é considerada excelente para todas as classes quando são avaliadas individualmente. Entretanto, existem inconsistências de mistura na realização da classificação, onde se observa pequenos erros encontrados entre classes, fato que explica a não obtenção dos valores máximos na classificação.

Segundo Gonsalves (2015), esses erros ocorreram em função dos limiares da classificação digital, onde as respostas espectrais das classes atingiram uma faixa de valores semelhantes, proporcionando uma confusão os alvos dessas classes, aumentando o erro conseqüentemente.

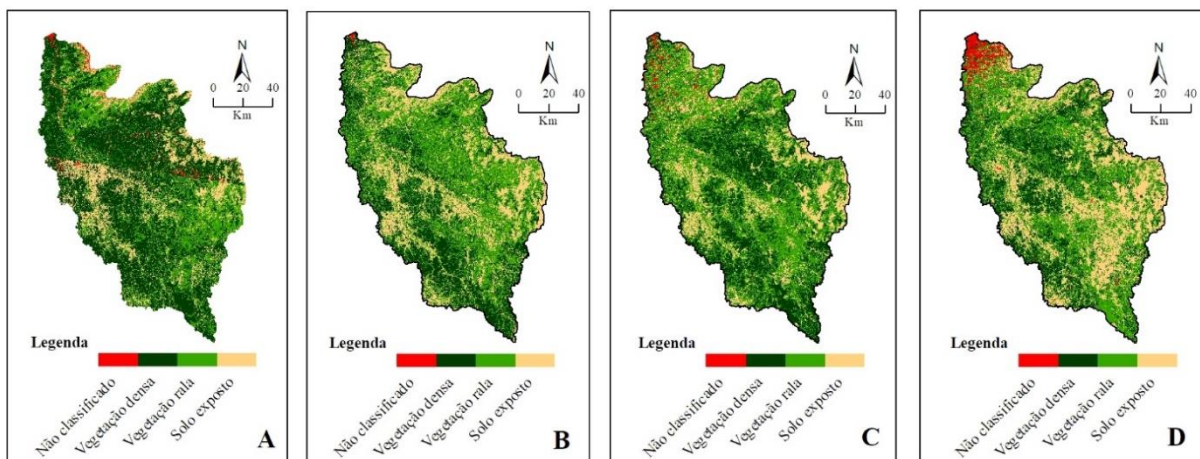
Tabela 4 – Matriz de confusão das classes definidas na aquisição de amostras do ano de 2018.

Classe	Solo exposto	Vegetação densa	Vegetação rala	Total
Solo exposto	99	0	0	99
Vegetação densa	0	94	1	95
Vegetação rala	1	2	78	81
Total	100	96	79	275

Fonte: Silva (2019)

As Figuras 2A, 2B, 2C e 2D apresentam os mapas de uso do solo obtidos para a Bacia hidrográfica do Rio Munim a partir das classificações das imagens Landsat TM/OLI ao longo de uma série temporal de 1984 a 2018 sendo selecionados apenas 4 dos anos considerados representativos.

Figura 2 – Evolução temporal e dinâmica do uso e cobertura do solo na bacia hidrográfica do rio Munim, nos anos de 1984, 1998, 2009 e 2018.



Fonte: Silva (2019)

A partir desses mapas temáticos foram gerados os dados contidos na tabela 5 que quantificam, em termos percentuais, cada classe de uso e cobertura do solo na BHRM no período proposto de 1984 a 2018, onde se observa que ocorreram mudanças significativas na paisagem com a vegetação se modificando a cada ano e a paisagem adquirindo novo formato.

Tabela 5 – Valores das classes de uso e ocupação do solo correspondentes aos anos de 1984 a 2018.

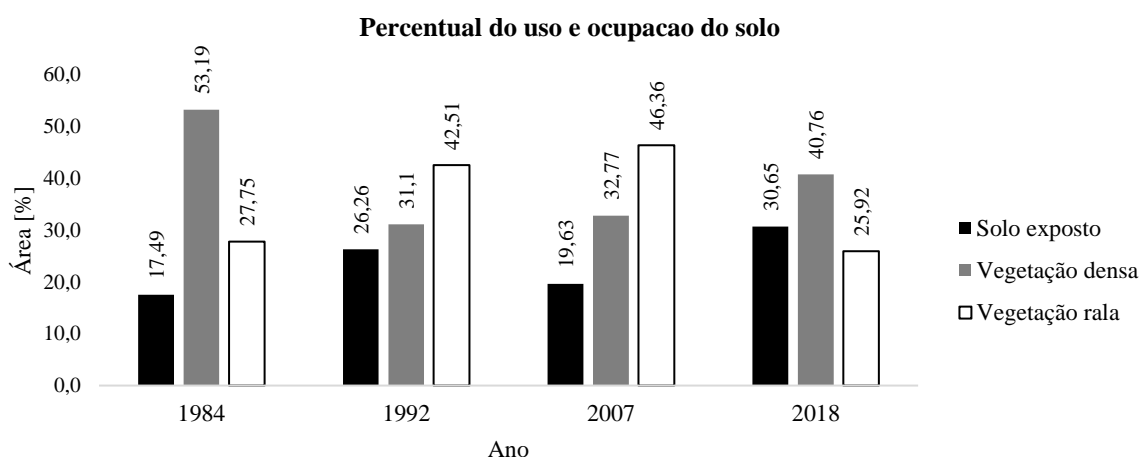
Ano	Solo exposto		Vegetação densa		Vegetação rala	
	%	km ²	%	km ²	%	km ²
1984	17,49	2.784,31	53,19	8.466,81	27,75	4.417,24
1986	22,74	3.621,17	50,16	7.985,92	20,92	3.331,19
1987	22,47	3.576,29	41,44	6.597,23	31,87	5.073,85
1988	21,67	3.450,60	43,90	6.987,38	34,25	5.453,11
1989	18,34	2.919,71	47,60	7.576,90	28,58	4.550,32
1990	20,75	3.302,92	53,14	8.459,23	25,07	3.990,56
1991	22,95	3.654,38	44,49	7.082,16	32,42	5.161,31
1992	26,26	4.180,72	31,10	4.950,52	42,51	6.767,20
1998	21,62	3.442,67	36,72	5.845,33	34,51	5.494,57
1999	20,81	3.313,56	46,52	7.405,60	29,87	4.754,43
2000	19,97	3.179,56	40,32	6.418,84	37,56	5.979,65
2001	16,30	2.595,61	39,75	6.328,30	40,72	6.482,67
2004	14,74	2.346,38	33,63	5.354,21	50,04	7.964,42
2005	17,18	2.734,71	35,94	5.722,61	43,68	6.952,91
2006	20,52	3.267,61	33,82	5.384,54	45,37	7.223,26
2007	19,63	3.125,60	32,77	5.217,14	46,36	7.380,40
2008	17,85	2.840,75	43,62	6.943,90	38,25	6.089,64
2009	15,61	2.485,96	44,33	7.056,92	34,52	5.496,02
2011	20,68	3.292,53	35,48	5.648,24	42,10	6.700,89
2015	24,75	3.940,70	33,73	5.369,38	39,28	6.253,36
2016	26,40	4.202,12	35,02	5.529,02	34,73	5.445,48
2017	28,26	4.499,89	55,23	8.792,72	16,32	2.598,79
2018	30,65	4.879,23	40,76	6.479,72	25,92	4.127,40

Fonte: Silva (2019)

De acordo com a figura 3, no ano de 1984 quando se iniciou a avaliação do uso e ocupação do solo, a BHRM se encontrava pouco antropizada, o que pode ser afirmado com base no valor apresentado pela classe solo exposto, quantificado em 17,49% da superfície da BHRM; para o mesmo ano as áreas de vegetação densa e vegetação rala apresentaram percentuais de 53,19% e 27,75% respectivamente.

Segundo Junior *et al.*, (2012), a antropização da região da Bacia hidrográfica do rio Munim intensificou-se após a década de 1990 devido a diminuição de áreas disponíveis no sul do estado atrelado à vantagem de estar localizada próximo à capital, onde está situado o complexo portuário do Itaqui, transformando-se em uma nova e importante fronteira do estado.

Figura 3 – Evolução temporal na dinâmica do uso e cobertura do solo da bacia hidrográfica do Rio Munim.



Fonte: Silva (2019)

No ano de 1992 a classe vegetação densa apresentou um decréscimo de 22,09% de sua área, passando de 53,19 para 31,1%, enquanto que a classe vegetação rala para o mesmo ano, teve um crescimento expressivo em 14,76% da sua área; as áreas de solo exposto da BHRM experimentaram no ano 1992, um crescimento de 8,77% em relação ao ano anterior passando de 17,49 para 26,26% da área da BHRM.

Esses dados revelam que em pouco mais de uma década a área da BHRM sofreu um processo rápido de transição entre as classes vegetação densa e vegetação rala para a classe solo exposto, culminando no desflorestamento. Júnior *et al.*, (2012), relatam que em grande parte a perda da cobertura vegetal se deu pela

quantidade de novas áreas abertas para cultivo da monocultura soja na região extremo leste do estado do Maranhão que está inserida na área da BHRM, proporcionando impactos negativos decorrentes da ocupação dessas áreas.

Entre os anos de 1992 e 2007 (quinze anos) a classe solo exposto foi reduzida em 1.694,96 km² (6,63 %) da área da BHRM, ou seja, durante esse período ocorreu basicamente uma redução nos índices de desflorestamento; no que diz respeito a classe vegetação densa nota-se basicamente uma estabilização durante esse período tendo em vista que foi acrescida em apenas 1,67% em relação ao ano anterior; a classe vegetação rala teve um leve crescimento de 3,85% da área da BHRM. Esses dados revelam que houve uma possível conversão das áreas de solo exposto para vegetação rala, visto que se verificaram mudanças significativas em ambas. Em termos de dados numéricos, a área de solo exposto passou de 4.180,72 km² para 3.125,60 km² e a área de vegetação rala de 6.767,20 km² para 7.380,4 km².

As mais significativas mudanças nos índices de desflorestamento da BHRM ocorreram no período entre os anos de 2007 a 2018 onde, as áreas de solo exposto tiveram um crescimento substancial passando de 3.125,60 km² (19,63%) para 4.879,23 km² (30,65%), ou seja, um aumento de 1.753,63 km² (11,02%) em relação ao ano de 2007; no período de 11 anos as áreas de vegetação densa tiveram aumento de 7,99% onde boa parte da vegetação rala foi convertida a vegetação densa e solo exposto, tendo em vista a redução significativa em 20,44% dessa classe.

Em estudo realizado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), aponta que no período de agosto de 2017 a julho de 2018 onde foram analisadas cerca de 118 imagens de satélite Landsat 8/OLI, apontou que o bioma Cerrado sofreu um com desmatamento quantificado em 6.657 km² de sua área. O estado do Maranhão foi responsável por 22,10% ou 1.472,67 km² ficando atrás apenas do estado do Tocantins com 1.533,21 km² ou 23% da área (INPE, 2018).

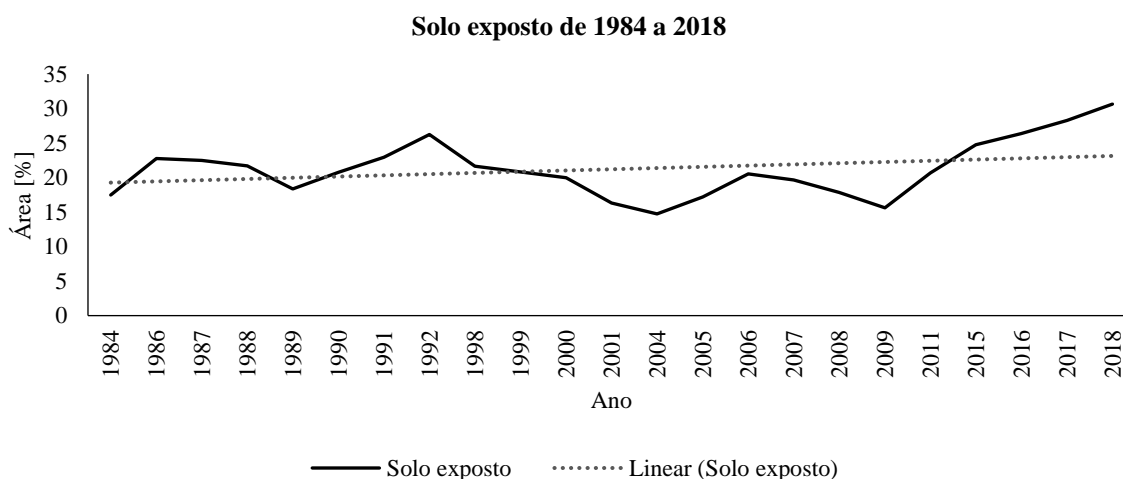
O relatório técnico de monitoramento do bioma cerrado realizado pelo Ministério do Meio Ambiente (MMA) no período de 2002 a 2008, apontou que os remanescentes de vegetação do cerrado passaram de 55,73% em 2002 para 51,54% em 2008, tendo como base a área total do bioma com aproximadamente 204 milhões de hectares. Em se tratando ao desmatamento, o Cerrado teve sua vegetação suprimida, entre 2002 e 2008, em 85.074,87 km² (7,5%), representando uma taxa anual em torno de 14,200 km²/ano. O relatório apontou ainda que o estado do Mato Grosso foi o mais desmatado no período, sendo responsável pela redução de

17.598,00 km² da área do bioma Cerrado, e, em segundo lugar estava o estado do Maranhão com 14.895,00 km², ou 7% da área do bioma presente no estado (BRASIL, 2009).

A figura 4 retrata de forma isolada o comportamento da classe solo exposto no período de 1984 a 2018. Nota-se uma variação anual nos índices de áreas desmatadas na BHRM, entretanto, percebe-se a tendência a um crescimento progressivo na área total definida como solo exposto levando em consideração que um aumento de 13,23% da área em relação ao ano de 1984.

No período estudado (1984-2018), ganha destaque na substituição da cobertura vegetal para áreas de agricultura/pastagem os municípios de Chapadinha, Anapurus, Mata-Roma, Brejo e Buriti, tendo em vista que esses foram os municípios que mais sofreram com o processo de desflorestamento.

Figura 4 – Análise da classe solo exposto no período de 1984 a 2018.



Fonte: Silva (2019)

A tabela 6 mostra dados obtidos pela Secretaria do Estado do Meio Ambiente e Recursos Naturais sobre desmatamento e queimadas no estado do Maranhão onde aponta os municípios que mais sofreram com os índices de desmatamento no período de 2009-2010 no bioma cerrado pertinente ao estado. Dente esses, destaca-se o município de Chapadinha, tendo em vista que faz parte da área da BHRM. Nota-se que em apenas um ano o município perdeu em torno de 58,35 km² de área de floresta.

Tabela 6 – Municípios do Maranhão com maior área de desmatamento no bioma Cerrado, no período 2009-2010.

Município	Área do Município (km ²)	Supressão entre 2009- 2010 (km ²)
Balsas	13.144,33	85,24
Santa Quitéria	1.918,14	73,88
Codó	4.363,32	69,91
Grajaú	7.551,93	68,80
Chapadinha	3.249,58	58,35
Coroatá	2.264,71	51,63
Caxias	5.224,02	45,85

Fonte: Brasil (2011) e Ibama (2011).

Segundo Maranhão (2011), os vetores do desmatamento no estado do Maranhão são classificados como ilícitos ou não sustentáveis, sendo realizados principalmente nos setores econômicos primários como a agricultura, pecuária extrativismos vegetal e a mineração e nos setores secundários, tendo como principais agentes a siderúrgica, madeireira e construção civil.

Pelo Código Florestal Brasileiro, Lei 121.651 de 25 de maio de 2012, deve ser mantida sob forma de reserva legal cobertura florestal original de no mínimo 20% da área das propriedades rurais localizadas fora da Amazônia legal. Partindo desse preceito, a área desmatada na BHRM até o ano de 2018 foi contabilizada em 30%, ou seja, ainda podem ser desflorestadas algo em torno de 50% da área sem prejuízo da aplicação das normas sobre as Área de Preservação permanente (BRASIL, 2012).

7 CONCLUSÕES

Com a classificação supervisionada de imagens Landsat foi possível categorizar a cobertura do uso e ocupação do solo obtendo como resposta 5 tipos de classes: vegetação rala e vegetação densa, solo exposto, água e nuvem. Sendo possível verificar o grau de legitimidade das classificações realizadas por meio dos índices Kappa e exatidão global.

As classes de uso e da cobertura do solo (UCS) da bacia passaram por uma grande transição entre os anos de 1984 e 2018, com a progressiva substituição das áreas de vegetação densa pelas de vegetação rala e solo exposto.

As áreas classificadas como solo exposto somaram, até o ano de 2018 um percentual de 30,65% da área da BHRM, um aumento de 13,16% em relação ao ano de 1984. Por outro lado, as áreas de vegetação densa sofreram redução de 12,43% com relação ao ano de 1984.

Acredita-se que o estudo da evolução temporal do uso do solo, nesse período de 34 anos, apresentado nesse trabalho poderá servir de base para a tomada de decisões na gestão de recursos hídricos dessa importante bacia.

8 REFERÊNCIAS

ALMEIDA, A. Q. **Disponibilidade hídrica da bacia Hidrográfica do córrego do galo, Domingos Martins, ES.** 2007. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental). Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2007.

ARAÚJO, E. B.B. **Análise espaço-temporal com o suporte em geotecnologias da área de proteção ambiental Bonfim-Guarairas/RN.** Monografia (Graduação em Engenharia Ambiental). Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016.

ASSAD, E.; CASTRO, R. **Chuvvas no cerrado: análise e espacialização.** Brasília, DF: Embrapa-SPI, 1994, p. 443.

ASSIS, L. C. **Uso de informações contextuais no processo de classificação de imagem do sensoriamento remoto.** Dissertação (Mestrado em Informações Espaciais). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2008.

BARRELLA, W. *et al.* As relações entre as matas ciliares os rios e os peixes. *In:* RODRIGUES, R. R.; LEITÃO FILHO; H.F. (Ed.) **Matas ciliares: conservação e recuperação.** 2. ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2001, p.188.

BERNARDES, T. **Caracterização do ambiente agrícola do Complexo Serra Negra por meio de sensoriamento remoto e sistemas de informação geográfica.** 2006. Dissertação. (Mestrado em Agronomia) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009. Disponível em: <http://repositorio.ufla.r/handle/1/3483?mode=full>. Acesso em:14 de nov. de 2018.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Plano de Prevenção e Controle do Desmatamento e das Queimadas: Cerrado.** Brasília-DF, 2011, p. 74 - 98.

BRASIL. Lei. 12.651, de 25 de maio de 2012. Dispõe sobre a proteção da vegetação nativa. **Diário Oficial da União.** Brasília, DF, 28 de maio de 2012. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2012/Lei/L12651.htm. Acesso em: 10 nov. de 2018.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Relatório técnico de monitoramento do desmatamento no bioma cerrado, 2002 a 2008: dados revisados.** Brasília, DF. Ministério do Meio Ambiente, 2009. Disponível em: http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_chm_rbbio/_arquivos/relatorio_tecnico_monitoramento_desmate_bioma_cerrado_csr_rev_72_72.pdf. Acesso em: 04 de jan. e 2019.

CARVALHO, L. M. T. **Sistemas de informações geográficas e sensoriamento remoto dos recursos florestais.** Lavras: Editora da Universidade Federal de Lavras, 2005, p. 109.

CHUVIECCO, E. **Fundamentos de teledetección espacial.** 2. ed. Madrid: Editora Rialp, 1995, p. 449.

COHEN, J. A coeficiente of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**. New York, v. 20, n. 1, p35-46, 1960. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/001316446002000104>. Acesso em: 03 de jan. de 2018.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. New York: Boca Raton: Lewis Publishers, 1999, p.137.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas: Editora da Unicamp, 1992, p. 164.

GARCEZ, L. M.; ALVAREZ, G. A. **Hidrologia**. 2. ed. São Paulo: Editora Edgard Blucher, 1988, p. 291.

GONÇALVES, A. K. *et al.* Métodos de classificação supervisionada de imagens de satélite aplicadas no mapeamento do uso do solo na bacia hidrográfica do Ribeirão Santo Antônio, São Manuel/SP. **Geosaberes**, v. 7, n. 1, p. 52-62, 2015. Disponível em: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5548048>. Acesso em: 03 de jan. de 2018.

IBAMA – Instituto do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis.

Principais resultados quantitativos do IBAMA no Maranhão anos 2009 e 2010.

In: Superintendência do IBAMA no Maranhão, São Luís, 2011, p. 50 - 62. Disponível em:

http://www.fundoamazonia.gov.br/export/sites/default/pt/.galleries/documentos/prevencao-e-controle-do-desmatamento/Plano_Estadual_Maranhao.pdf. Acesso em: 23 de jan. de 2019.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e estatística. **Mapa de biomas do Brasil**.

Escala 1:5.000.000. Rio de Janeiro: IBGE, 2004. Disponível em:

<https://ww2.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/21052004biomashtml.shtm>
Acesso em: 10 nov. 2018.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e estatística. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Demográfico**. 2010. Disponível em:

<https://cidades.ibge.gov.br/>. Acesso em: 20 nov. 2018.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Projeto de monitoramento do

cerrado. **Terra Brasilis**. Rio de Janeiro, 11 de dez. de 2018. Disponível em:

<http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/dashboard/deforestation/biomes/cerrado/increments>.
Acesso: 04 de jan. de 2019.

JÚNIOR, M. G. S.; LUZ, A. C.; BEZERRA, D. S. Formação de educadores ambientais na gestão de comitê de bacia hidrográfica. **RENEFARA**. Goiânia, v. 3, n. 3, p. 81-107, 2012. Disponível em:

<http://www.anppas.org.br/encontro4/cd/ARQUIVOS/GT9-75-158-20080510161844.pdf>. Acesso em: 03 de jan. de 2019.

KURY, E. B.; VIEIRA, C. A. O. Classificação automática de imagens de alta resolução. Monografia (Graduação em Engenharia de Agrimensura) – Universidade

Federal de Viçosa, Viçosa, 2002. Disponível em: <https://drive.google.com/file/d/0B9suM6sQVoiSbjBHcDlxaWVDSTQ/view>. Acesso em: 10 de jan. de 2019.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2529310>. Acesso em: 03 de jan. de 2019.

MACHADO, R. B. *et al.* **Estimativas de perda da área do Cerrado brasileiro**. Relatório técnico não publicado. Conservação Internacional, Brasília, DF, 2004. Disponível em: <http://cmbbc.cpac.embrapa.br/RelatDesmatamCerrado%20CIBrasil%20JUL2004.pdf>. Acesso em: 22 de nov. de 2018.

MARANHÃO. Decreto n. 27.845 de 18 de novembro de 2011. Regulamenta a Lei nº 8.149, de 15 de junho de 2004, que institui a Política Estadual de Recursos Hídricos, o Sistema de Gerenciamento Integrado de Recursos Hídricos, com relação às águas superficiais, e dá outras providências. **Diário Oficial do Estado**. São Luís, MA, 18 de novembro de 2011. Disponível em: <http://www.stc.ma.gov.br/legisla-documento/?id=4690>. Acesso em: 26 de nov. de 2018.

MARANHÃO. Lei. 8.149 de 15 de junho de 2004. Dispõe sobre a Política Estadual de Recursos Hídricos, o Sistema de Gerenciamento Integrado de Recursos Hídricos, e dá outras providências. **Diário Oficial do Estado**. São Luís, MA, 23 de junho de 2004. Disponível em: <http://www.stc.ma.gov.br/legisla-documento/?id=2016>. Acesso em: 20 nov. de 2018.

MARANHÃO. **Bacias hidrográficas e climatologia do Maranhão**. São Luis, MA. Núcleo Geoambiental, 2016. Disponível em: <https://www.nugeo.uema.br/upnugeo/publicacoes/Bacias%20Hidrogr%C3%A1ficas%20e%20Climatologia%20-%20MA>. Acesso em: 03 de nov. de 2018.

MARANHÃO. **Plano de ação para prevenção e controle do desmatamento e das queimadas no estado do Maranhão**. São Luis, MA. Secretaria de Estado do Meio Ambiente e Recursos Naturais, 2011. Disponível em: http://www.fundoamazonia.gov.br/export/sites/default/pt/.galleries/documentos/prevencao-e-controle-do-desmatamento/Plano_Estadual_Maranhao.pdf. Acesso em: 04 de jan. e 2019.

MENESES, P. R.; SANO, E. E. Classificação pixel a pixel de imagens. *In*: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. (Org). **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília, DF: Editora da Universidade de Brasília, 2012, p. 198. Disponível em: <http://www.cnpq.br/documents/10157/56b578c4-0fd5-4b9f-b82a-e9693e4f69d8>. Acesso em: 23 de dez. de 2018.

PERROCA, M. G.; GAIDZINSKI, R. R. Avaliando a confiabilidade interavaliadores de um instrumento para classificação de pacientes - coeficiente Kappa. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**. São Paulo, v. 37, n. 1, p. 72-80, 2003. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/reeusp/v37n1/09.pdf>. Acesso em 03 jan. de 2019.

QUEIROZ, T. B. *et al.* Avaliação do desempenho da classificação do uso e cobertura da terra a partir de imagens Landsat 8 e rypideye na região central do Rio Grande do Sul. **Revista Geociências**. São Paulo, v. 36, n. 3, p. 569-578, 2017. Disponível em: <http://www.ppegeo.igc.usp.br/index.php/GEOSP/article/view/12522>. Acesso em: 03 de dez. de 2018.

RIBEIRO, M. F. R.; NUNES, J. L. S. Comparação de dois métodos de análise de impacto ambiental no rio Munim. **Boletim do Laboratório de Hidrobiologia**. São Luis, V. 27, n. 1, p. 19-24, 2017. Disponível em: <http://www.periodicoseletronicos.ufma.br/index.php/blabohidro/article/view/8166>. Acesso em: 04 de dez. de 2018.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. 3. ed. Berlin: Springer-Verlag, 1995, p. 340.

ROCHA, C. H. B. **Geoprocessamento: Tecnologia Transdisciplinar**. 3. ed. Juiz de Fora. Editora do Autor, 2007, 220 p.

SANTO, F. D. B. E.; SHIMABUKURO, Y. E. Validação do mapeamento de uma área de floresta tropical com o uso de imagens de videografia aérea e dados de levantamento de campo. **Revista Árvore**. Viçosa, v. 29, n. 2, p.227-239, 2005. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S010067622005000200006&script=sci_abstract&lng=pt Acesso em: 01 de dez. 2018.

SILVA, V. M. **Classificação de imagens por sensoriamento remoto: Análise comparativa das metodologias Pixel a Pixel e Segmentação por Região**. 2014. Monografia (Especialização em Geoprocessamento). Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2014.

SILVEIRA, A. L. L. Ciclo hidrológico e bacia hidrográfica. *In*: TUCCI, C. E M. (Org). **Hidrologia: ciência e aplicação**. 2. ed. Porto Alegre: Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2001, p. 41.

VALE, J. R. B. *et al.* Análise comparativa de métodos de classificação supervisionada aplicada ao mapeamento da cobertura do solo no município de Medicilândia, Pará. **Inter Espaço**, Grajaú, v. 4, n. 13, p. 26-44, 2018. Disponível em: <http://www.periodicoseletronicos.ufma.br/index.php/interespaco/article/view/7884>. Acesso em: 01 de dez. 2018.

VILELA, T. A. **Avaliação do desmatamento e seus possíveis impactos nas mudanças climáticas da bacia do rio Turvo Sujo – MG**. 2009. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2009.

9 ANEXO 1

Característica das imagens utilizadas no trabalho

Data		Satélite	Sensor
220/62	220/63		Thematic Mapper (TM)
10 / 10 / 1984	20 / 08 / 1984	Landsat 5	
16 / 10 / 1986	07 / 09 / 1986	Landsat 5	
17 / 09 / 1987	17 / 09 / 1987	Landsat 5	
27 / 09 / 1988	27 / 09 / 1988	Landsat 5	
06 / 09 / 1989	21 / 10 / 1989	Landsat 5	
08 / 08 / 1990	08 / 08 / 1990	Landsat 5	
12 / 09 / 1991	12 / 09 / 1991	Landsat 5	
21 / 08 / 1992	23 / 09 / 1992	Landsat 5	
15 / 09 / 1998	15 / 09 / 1998	Landsat 5	
18 / 09 / 1999	18 / 09 / 1999	Landsat 5	
22 / 10 / 2000	22 / 10 / 2000	Landsat 5	
23 / 09 / 2001	23 / 09 / 2001	Landsat 5	
15 / 09 / 2004	15 / 09 / 2004	Landsat 5	
20 / 10 / 2005	20 / 10 / 2005	Landsat 5	
07 / 10 / 2006	07 / 10 / 2006	Landsat 5	
24 / 09 / 2007	24 / 09 / 2007	Landsat 5	
10 / 09 / 2008	10 / 09 / 2008	Landsat 5	
29 / 09 / 2009	29 / 09 / 2009	Landsat 5	
05 / 10 / 2011	05 / 10 / 2011	Landsat 5	
30 / 09 / 2015	30 / 09 / 2015	Landsat 8	Operational Land Imager (OLI)
02 / 10 / 2016	02 / 10 / 2016	Landsat 8	
19 / 09 / 2017	19 / 09 / 2017	Landsat 8	
22 / 09 / 2018	22 / 09 / 2018	Landsat 8	