

Capítulo 3

Mapeamento da Cobertura Vegetal na Bacia Hidrográfica do Rio Urussanga, Santa Catarina, Brasil

DOI: <http://dx.doi.org/10.18616/geop03>

Beatriz da Silva Kuhnen

Nilzo Ivo Ladwig

Thaise Sutil

Danrlei de Conto

Juliana Debiasi Menegasso

Vanessa dos Santos Dagostim

Carina da Luz

VOLTAR AO SUMÁRIO

INTRODUÇÃO

Estudos utilizando-se os índices de vegetação e imagens de satélite de média resolução de séries temporais são desenvolvidos com diferentes objetivos. O maior desafio na análise e interpretação da produtividade da vegetação é a diferenciação entre o clima e a mudança induzida pelo homem (WESSELS; VAN DEN BERGH; SCHOLE, 2012). Assim, compreender os padrões, as tendências e a taxa de variação da vegetação é essencial para que se possa compreender os efeitos humanos nos ecossistemas e apoiar as práticas de gestão dos recursos naturais (PONZONI, 2010).

Ponzoni (2010) argumenta que estudos envolvendo a vegetação e as técnicas de sensoriamento remoto se baseiam na “aparência” que a cobertura vegetal assume sobre o Sensoriamento Remoto (SR). Dessa maneira, as imagens de satélite podem ser utilizadas para monitoramento e determinação da densidade vegetacional.

Segundo Accioly *et al.* (2002), a utilização de dados espectrais, na avaliação de parâmetros estruturais da vegetação, constitui-se em um dos mais respeitáveis potenciais do sensoriamento remoto dos ecossistemas naturais.

A vegetação é de extrema importância para a manutenção da biodiversidade e proteção dos solos, pois, além de realizar a fotossíntese, produz oxigênio e celulose e atua na proteção do solo pela capacidade de interceptar as chuvas, diminuindo a incidência sobre os solos e interrompendo o carregamento de mais sedimentos, minimizando assim o efeito da erosão. Nesse sentido, a vegetação trabalha como protetora dos recursos naturais, e sua densidade e distribuição determinam as condições de conservação do ambiente (GOMES, 2011).

Os índices vegetacionais consistem em operações matemáticas que utilizam faixas de refletância específicas, permitindo determinar a densidade e a cobertura vegetal (CRUZ; SOUZA; JESUS, 2011). O uso de índices de vegetação – como o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e

o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) – auxilia na aquisição de parâmetros estruturais biofísicos de vegetação (BORATTO; GOMIDE, 2013). Tanto o NDVI como o SAVI apresentam cálculos embasados como uma razão entre a refletividade medida nas regiões do vermelho (RED) e infravermelho próximo (NIR) do espectro eletromagnético, sendo essas duas bandas espectrais selecionadas por apresentarem mais absorção da clorofila pela folhagem da vegetação verde e pela densidade dessa vegetação na superfície (BORGES, 2010).

Conforme o Instituto Nacional do Semiárido – INSA (s.d.), o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) permite mapear a vegetação, medir a quantidade e as condições vegetacionais de um determinado local, que traduz essas informações por um indicador numérico, o qual varia de -1,0 a 1,0. Quanto mais próximo de 1,0, maior a densidade da cobertura vegetal, ou seja, ela se apresenta em seu estágio denso, úmida e bem desenvolvida.

Segundo Novas *et al.* (2008), o NDVI é um indicador das condições de vegetação, alterando de acordo com a umidade e densidade. Conforme Huete (1988), o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) é uma alteração provinda do NDVI, a qual procura amenizar os efeitos de variação do tipo e da densidade da vegetação.

Dessa maneira, o SAVI faz parte de um grupo de índices de vegetação que medem ou aproximam a extensão entre o *pixel* e a linha do solo, removendo o efeito dos solos claros ou escuros e minimizando os efeitos do *background* dos solos, sendo um índice que leva em consideração os efeitos do solo exposto nas imagens analisadas (NOVAS *et al.*, 2008). Assim como o NDVI, o SAVI é um indicador da dimensão e da condição da vegetação verde, entretanto, faz parte de um grupo de índices considerados híbridos, pois utiliza um fator de ajuste para amenizar o efeito da presença de solo em meio à vegetação (PRATES, 2014).

Os valores obtidos na classificação SAVI variam de negativo a positivo (-1,5 a 1,5), sendo que para as áreas com algum tipo de vegetação o valor

é positivo e para as áreas sem vegetação, corpos d'água e nuvens o valor é negativo. O SAVI é um índice espectral que pode ser refinado ou calibrado de modo que a variação do resíduo do solo seja efetivamente normalizada, suavizando a influência do solo nas estimativas desse índice de vegetação (PRATES, 2014). Ele busca amenizar a influência da resposta espectral do solo em índices de vegetação por meio da inclusão de um fator de ajuste (L), que varia conforme o grau de densidade presente na área de estudo (BRAZ; ÁGUAS; GARCIA, 2015). De acordo com Huete (1988), os valores bons para o L são $L = 1$ (para baixas densidades de vegetação), $L = 0,5$ (para médias densidades de vegetação) e $L = 0,25$ (para altas densidades de vegetação). Em geral, o fator $L = 0,5$ é mais o utilizado, pois agrupa maior variação de vegetação arbustiva.

Dessa forma, estudar os índices da cobertura vegetal constitui-se em uma ferramenta essencial para a análise ambiental, a compreensão dos processos hidrológicos, a gestão e o planejamento de recursos naturais e os diagnósticos da dinâmica no ambiente.

Sendo assim, este trabalho tem como objetivo analisar o índice de cobertura vegetal na bacia hidrográfica do rio Urussanga por meio de imagens orbitais de séries temporais usando técnicas de processamento digital.

Conforme Santos Junior (2011), o Brasil apresenta uma vasta rede hidrográfica devido ao seu amplo território e aos climas úmidos, e graças a isso muitas bacias hidrográficas são navegáveis e outras apresentam potencial hidrelétrico. Geralmente, as grandes bacias hidrográficas apresentam o formato de uma pera ou de um leque, e as pequenas variam muito de formato, dependendo de muitos fatores, mas principalmente da estrutura geológica do terreno (LIMA; LIMA, 1960).

As características principais da bacia estão relacionadas à área de drenagem, ao comprimento do rio principal, à declividade do rio e à declividade da bacia. Em geral, os rios apresentam um trecho superior, cuja declividade não é muito grande, seguido por um trecho médio de grande declivida-

de, sendo que no seu trecho inferior a declividade é pequena, tendendo o rio a meandrar (TUCCI; MENDES 2006).

Nas bacias hidrográficas existem entradas e saídas de água. A precipitação (chuva) e o fluxo de água subterrânea são as entradas. As saídas ocorrem pela evaporação, pela transpiração das plantas e animais e pelo escoamento das águas superficiais (rios e córregos) e subterrâneas. Uma bacia hidrográfica evidencia a hierarquização dos rios, ou seja, a organização natural por ordem de menor volume para os mais caudalosos, que vai das partes mais altas para as mais baixas. As bacias podem ser classificadas de acordo com sua importância, como principais (as que abrigam os rios de maior porte), secundárias e terciárias; segundo sua localização, como litorâneas ou interiores. (SANTOS JUNIOR, 2011, p. 68-69).

De fato, as bacias hidrográficas são áreas da superfície terrestre delimitadas pelos pontos mais elevados do relevo, onde a água proveniente das chuvas escorre para os pontos mais baixos, formando um curso de água (rio) ou lago. Todavia, ao definir a bacia hidrográfica como delimitação territorial para a gestão das águas, respeita-se a divisão espacial que a própria natureza criou (SANTOS JUNIOR, 2011).

De acordo com Crósta (1992), o processamento digital de imagens (PDI) é uma técnica de identificação, extração e realce das informações realizada por meio computacional, que auxilia nas dificuldades encontradas pelo analista humano.

A grande quantidade de dados relacionados às imagens de satélite, seguidos da complexidade dos cálculos, requer recursos computacionais com capacidades para o armazenamento e tratamento das informações do SR (FIGUEIREDO, 2005). O PDI é utilizado para melhorar a aparência visual das feições estruturais, fornecer auxílio para as interpretações dos analis-

tas e gerar arquivos que possam ser submetidos a outros processamentos (INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, 2003).

As técnicas de processamento digital de imagens possibilitam analisar várias regiões do espectro eletromagnético, permitindo a integração de vários dados. A aquisição das informações espectrais registradas pelos sistemas nas distintas partes do espectro eletromagnético, voltado à identificação e discriminação dos alvos de interesse, depende especialmente da qualidade e representação dos dados contidos nas imagens (FIGUEIREDO, 2005).

O objetivo principal do PDI é remover as barreiras ligadas ao sistema visual humano, facilitando a extração de informações a partir das imagens. O vasto volume de dados coletados por satélites que observam os recursos naturais da terra em conjunto com o desenvolvimento da informática tem estimulado o aparecimento de muitas técnicas de processamento de imagens digitais (RICHARDS, 1995; SCHOWENGERDT, 1997 *apud* AVARENGA *et al.*, 2005).

O processamento de imagens é desenvolvido por algoritmos que disponibilizam a aplicação de uma ampla variedade de técnicas de processamento. Os algoritmos tratam matematicamente a imagem como um dado inteiramente relacionado ao processo físico que o criou (ALMEIDA; MENESES, 2012). Atualmente, diversos especialistas têm se empenhado para desenvolver sensores e algoritmos de processamento digital e visual de imagens para extrair informações biofísicas da vegetação a partir do sensoriamento remoto (JENSEN, 2009).

De acordo com Figueiredo (2005), as imagens recebidas dos satélites, por ainda serem imagens brutas, apresentam erros radiométricos, esporádicos e distorções geométricas. Se essas imperfeições não forem corrigidas, poderão afetar os resultados e os produtos esperados.

As imagens recém-obtidas pelo sensor necessitam de ajustes para que se torne possível a extração de dados com maior eficiência (ESEQUEF; ALBUQUERQUE, 2003). Segundo Figueiredo (2005), o pré-processamento é definido como a etapa inicial do tratamento digital de imagens e tem a finali-

dade de aprimorar a sua qualidade. Os três principais tipos de pré-processamento utilizados são: a) Correção Radiométrica – procura diminuir os erros radiométricos e esporádicos provindos dos desajustes da calibração dos detectores e da transmissão dos dados; b) Correção Atmosférica – a intensidade é inerente ao comprimento de onda, afetando de modo distinto cada uma das bandas espectrais; e c) Correção Geométrica – está relacionada às distorções geométricas em torno dos eixos do sistema cartesiano (x, y, z). As oscilações em volta dos três eixos acarretam desalinhamentos no processo de varredura da superfície terrestre realizada pelo sensor.

Existem outros fatores relacionados às distorções geométricas das imagens, sendo eles: a variação da altitude do satélite afeta a escala da imagem; a variação da velocidade do satélite provoca uma superposição ou afastamento de varreduras consecutivas; o movimento de rotação da Terra provoca deslocamentos laterais graduais das linhas ao longo da imagem; imperfeições do mecanismo de varredura do sensor.

As técnicas de realce das imagens digitais são realizadas para melhorar a qualidade visual das imagens. Um dos tipos de realce mais utilizado é a ampliação do contraste – aos níveis de cinza com valores mais baixos são atribuídos valores mais próximos de zero (tonalidades mais escuras) e aos mais altos, valores mais próximos de 255 (tonalidades mais claras) (MOREIRA, 2005).

De acordo com Figueiredo (2005), o realce de imagem consiste em modificar, através de operações algébricas, os valores digitais da imagem para evidenciar as suas informações espectrais e melhorar a sua qualidade. Geralmente, são utilizadas as técnicas de ampliação de contraste e composição colorida no realce.

As inúmeras aplicações do SR possibilitam o estudo em diversas áreas, tais como: agricultura, recursos hídricos, geologia, estudo de solos e florestas. O uso de imagens de satélite pode ser vinculado à avaliação, ao monitoramento e ao mapeamento eficiente de diversas áreas (ANDRADE, 2011).

Entre as diversas tecnologias do SR, que podem ser utilizadas para a estimativa, destaca-se o índice de vegetação baseado no comportamento espectral da vegetação, a qual, em bom desenvolvimento, absorve a radiação da faixa do visível e reflete a radiação do infravermelho. Nesse sentido, a intensa absorção da radiação à faixa do visível chega enfraquecida ao satélite, enquanto a radiação da faixa infravermelho chega fortemente refletida. A diferença de intensidades é captada pelo sistema sensor e registrada na imagem digital. Por meio de operações matemáticas simples, obtém-se um valor numérico, denominado índice de vegetação (FIGUEIREDO, 2005).

A álgebra de mapas é composta por um conjunto de variáveis, expressões e funções, que permitem a obtenção de novos resultados (OLAYA, 2011). O conceito de “Álgebra de Mapas” foi criado por Tomlin (1990 *apud* CAMERA; DAVIS; MONTEIRO, 2001) para realizar a análise de dados espaciais em geoprocessamento e obter novos dados através de operações matemáticas. Esse termo se baseia em funções algébricas e estatísticas tradicionais, e seu conceito pode ser compreendido como uma expansão da álgebra clássica e como um conjunto de operadores cujas variáveis manuseadas são campos geográficos (BERRY, 1993).

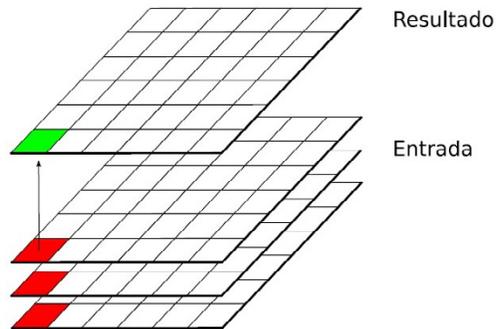
Olaya (2011) explica que a álgebra de mapas, de modo geral, refere-se ao desenvolvimento de mapas por meio de algoritmos e formulações. Em se tratando de mapas temáticos já existentes, podemos extrair informações que evidenciam resultados quantitativos e qualitativos ou simplesmente subsidiam a geração de um novo mapa.

A álgebra de mapas envolve uma linguagem especializada que compõe operações tanto no sentido matemático quanto no sentido cartográfico e espacial. As operações resultam em grades numéricas e imagens que derivam das operações aritméticas, funções matemáticas, estatísticas e muitas outras aplicações da natureza quantitativa. A principal diferença entre imagens e grades numéricas é que a primeira envolve apenas valores numéricos inteiros e a segunda armazena números reais em geral (CAMERA; DAVIS; MONTEIRO, 2001).

Segundo Olaya (2011), as funções são o principal elemento da álgebra de mapas. Existem quatro tipos principais de funções que podem ser definidas e agrupadas por células de informação, conforme figuras 1, 2, 3 e 4, que seguem:

Função local: analisa os valores de uma célula específica em uma série de camadas para obter o valor resultante. É a única função que atribui valores a uma célula com base nos valores que essa mesma célula apresenta para cada uma das camadas de entrada.

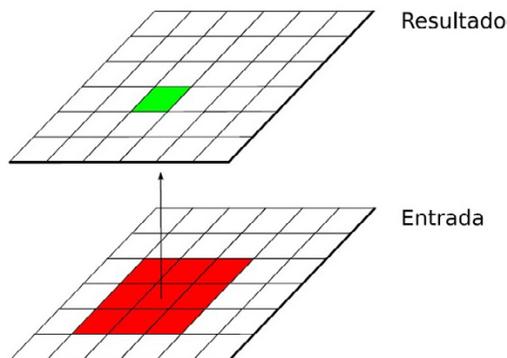
Figura 1 - Representação da função local



Fonte: Olaya (2011, n.p.).

Função focal: analisa os valores em uma célula e aqueles ao seu redor para obter o valor resultante.

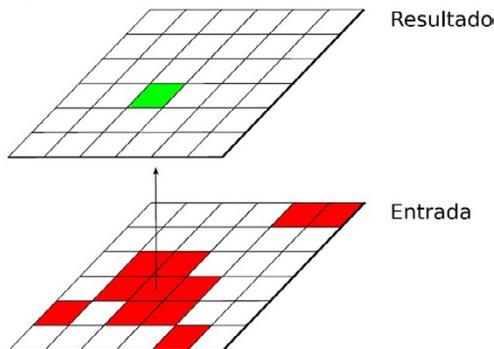
Figura 2 - Representação da função focal



Fonte: Olaya (2011, n.p.).

Função zonal ou regional: analisa os valores de todas as células associadas à mesma classe para obter o valor resultante.

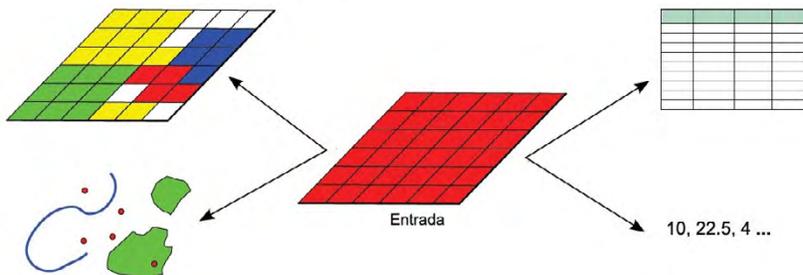
Figura 3 - Representação da função zonal ou regional



Fonte: Olaya (2011, n.p.).

Função global: o valor resultante da função é obtido a partir de todas as células da camada.

Figura 4 - Representação da função global



Fonte: Olaya (2011, n.p.).

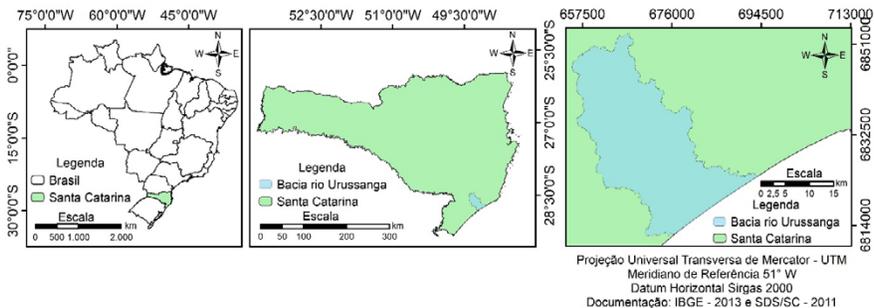
Como todo o processamento de dados está baseado na localização dos objetos, vale salientar que as análises espaciais envolvem não somente a posição geográfica, como absorvem também a localização dentro de um contexto espacial (TOMLIN, 1990 *apud* SOARES FILHO, 2000).

A combinação de distintas funções e variadas abordagens resulta em um enorme conjunto de operações baseadas em álgebra de mapas, e esse conjunto é o que dá pleno poder para analisar dados geométricos em formato *raster* (OLAYA, 2011).

Área de Estudo

A Figura 5 mostra a localização da bacia hidrográfica do rio Urussanga, que possui uma área de 679,75 km², situada no estado de Santa Catarina, e abrange parte do território dos municípios de Balneário Rincão, Cocal do Sul, Criciúma, Içara, Jaguaruna, Morro da Fumaça, Pedras Grandes, Sangão, Treze de Maio e Urussanga.

Figura 5 - Localização da área de estudo



Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

O mapeamento da cobertura vegetal foi efetuado a partir de imagens de satélite do sistema *Landsat* disponibilizadas gratuitamente pelo INPE. O período de obtenção das imagens corresponde a uma avaliação das mudanças ocorridas no espaço em 35 anos na bacia hidrográfica. A Tabela 1 apresenta as informações referentes às imagens utilizadas no PDI.

Tabela 1 - Características das imagens utilizadas no processamento digital de imagens

Datas	Satélite	Sensor	Bandas	Comprimento de onda	Resolução Espacial	Resolução Radiométrica
08/09/1981	Landsat 2	RBV e MSS	5 e 6	0,60 – 0,70 μm 0,70 – 0,80 μm	80 m	6 e 8 bits
09/08/1999	Landsat 7	ETM+	3 e 4	0,63 – 0,69 μm 0,76 – 0,90 μm	30 m	11 bits
30/07/2016	Landsat 8	OLI	4 e 5	0,64 – 0,67 μm 0,85 – 0,88 μm	30 m	16 bits

Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

As imagens utilizadas foram reprojetaadas para o *Datum Sirgas 2000* – fuso 22S. O arquivo vetorial do limite da bacia hidrográfica foi disponibilizado pela Secretaria de Estado do Desenvolvimento Sustentável (SDS). A imagem do sensor RBV e MSS foi processada com seis *bits*, e as imagens do sensor ETM+ e OLI foram reescaloadas para uma resolução radiométrica de oito *bits*.

Para avaliar os índices vegetacionais, utilizaram-se os índices de NDVI e SAVI. O processamento das imagens foi realizado com o auxílio do *software ArcGis 10.3.1*, função *Map Algebra*. O NDVI é obtido por meio da razão entre a diferença das refletividades das bandas do infravermelho próximo e do vermelho e pela soma de ambas, expressas na Equação 1:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}}$$

Em que:

NIR = refletância para a banda do infravermelho próximo

RED = refletância para a banda do vermelho

O SAVI é determinado pela Equação 2, sendo utilizada a constante L igual a 0,5:

$$SAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} \times 1 + L$$

Em que:

NIR = reflectância para a banda do infravermelho próximo

RED = reflectância para a banda do vermelho

L = fator de ajuste do índice

Com as imagens dos índices NDVI e SAVI geradas, foi efetuado o fatiamento em classes de intervalo menores para as classes mais representativas, e o intervalo maior para as classes menos representativas (Tabela 2). Nessa etapa, foi usado o módulo *Reclass* e feita a edição final e o cálculo das áreas das classes dos índices de vegetação usando o módulo *Area* no *software ArcGis 10.3.1*. A partir disso, realizou-se a elaboração do *layout* e a finalização dos mapas temáticos.

Tabela 2 - Intervalo das classes temáticas

NDVI	SAVI
-1,0 – 0,2	-1,5 – 0,3
0,21 – 0,4	0,31 – 0,5
0,41 – 0,6	0,51 – 0,7
0,61 – 1,0	0,71 – 1,5

Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

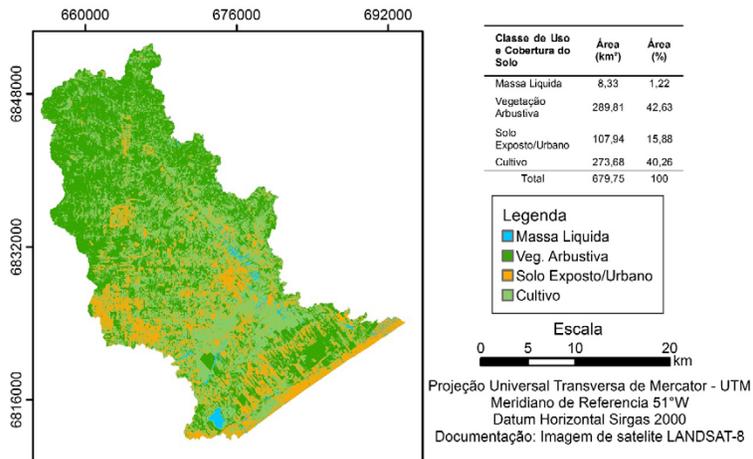
Para análise e discussão dos resultados do índice NDVI e do SAVI, utilizou-se um mapa de uso e cobertura do solo elaborado com uma imagem do satélite *Landsat 8*, sensor OLI, resolução espacial de 30 metros, datado de 30/07/2016. Ele foi elaborado utilizando-se o método de classificação digital de imagens denominado ARTMAP-Fuzzy, disponível no *software Idrisi*, versão Selva. O conceito de conjunto Fuzzy foi introduzido por Lotfi A. Zadeh, dando respeitáveis subsídios à lógica e à inteligência artificial. Na lógica Fuzzy, os elementos podem assumir graus de pertinência entre os valores zero e um (CARPENTER *et al.*, 1992).

As classes definidas para o mapa de uso e cobertura do solo foram: massa líquida; vegetação arbustiva (que inclui todos os estágios de vegetação secundária e as áreas de reflorestamento); solo exposto/urbano e cultivo.

Usou-se o Índice Kappa para avaliar a acurácia temática por ser mais sensível às variações de erros de omissão e inclusão (COHEN, 1960). O Índice Kappa (IK) foi calculado, inicialmente, para a bacia hidrográfica, incluindo todas as classes mapeadas, e, posteriormente, apenas para a classe vegetação arbustiva, que é o foco deste trabalho, apresentando 0,92, o qual é considerado um índice excelente.

Os resultados que serão apresentados compreendem o mapa de uso e cobertura do solo referente ao ano de 2016 e os mapas dos índices vegetacionais dos métodos NDVI e SAVI dos anos de 1981, 1999 e 2016. A Figura 6, a qual representa o mapa de uso e cobertura do solo da bacia hidrográfica do rio Urussanga, destaca que 42,63% fazem parte da classe de vegetação arbustiva.

Figura 6 - Mapa de uso e cobertura do solo com base na imagem do ano de 2016



Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

De acordo com Tucci e Mendes (2006), a vegetação tem um papel importante no balanço de energia e no fluxo de volumes hídricos. Vale salientar que parte do índice de precipitação é retida pela vegetação e que quanto maior é a superfície de folhagem, maior é a retenção da água durante a precipitação. Esse volume retido evapora quando há capacidade de evapotranspiração. Quando esse volume retido pelas plantas é totalmente evaporado, elas passam a perder umidade para o ambiente por meio da evapotranspiração, a qual pode originar estresse hídrico.

Portanto, analisar a densidade da cobertura vegetal, assim como sua espacialidade, torna-se importante para estudos voltados à degradação ambiental, à gestão e ao planejamento dos recursos naturais, à compreensão dos processos hidrológicos, entre outras finalidades (MELO, 2008).

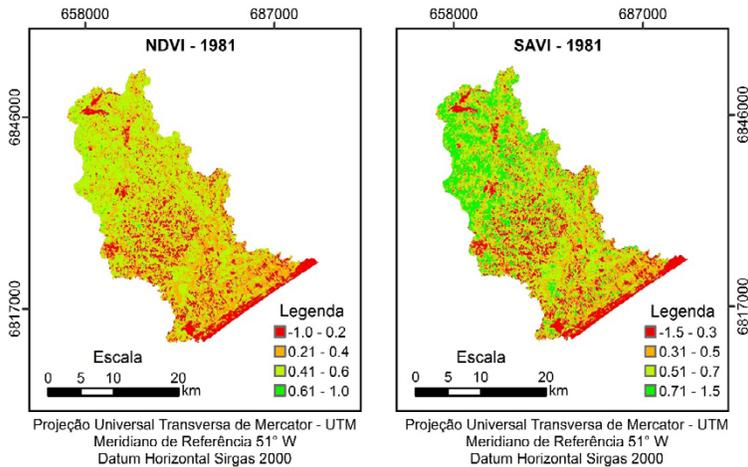
Outra classe de uso e cobertura do solo que apresenta índices expressivos é o cultivo que ocupa 40,26% da área da bacia. Somando-se essas duas classes de vegetação arbustiva e de cultivo, chega-se a 82,89% do total da área de estudo.

Considerando que a imagem utilizada na classificação digital para obter o uso e a cobertura do solo é de julho de 2016, mês em que a área destinada ao cultivo de arroz irrigado está em estágio de pousio ou de preparo para semeadura, isso aumentou a área da classe solo exposto/urbano nos espaços que possuem baixa declividade.

Devido ao início da semeadura do arroz irrigado na região sul do estado de Santa Catarina, que se dá em meados do mês de julho, observa-se que a classe massa líquida a qual ocupa 1,22% de área, expressa valores que poderiam ser da classe cultivo e/ou solo exposto/urbano.

Os mapas dos índices vegetacionais são apresentados nas Figuras 7, 8 e 9, e os resultados quantificados são exibidos nas Tabelas 3, 4 e 5.

Figura 7 - Mapa temático dos índices vegetacionais do ano de 1981



Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

As imagens processadas cobrem um período de 35 anos de transformação da paisagem. Nesse contexto, a análise comparativa dos índices vegetacionais nos dois métodos permitiu constatar diferenças nos valores no período analisado.

No ano de 1981 (Figura 4), o índice NDVI, no intervalo de 0,21 até 1,0, apresentou um índice de 85,25%, e no SAVI o intervalo de 0,31 até 1,5 resultou no valor de 84,71%, que revela pouca diferença nas características biológicas da vegetação a qual se concentra nas áreas a montante do curso médio do rio Urussanga.

Tabela 3 - Índices vegetacionais de 1981

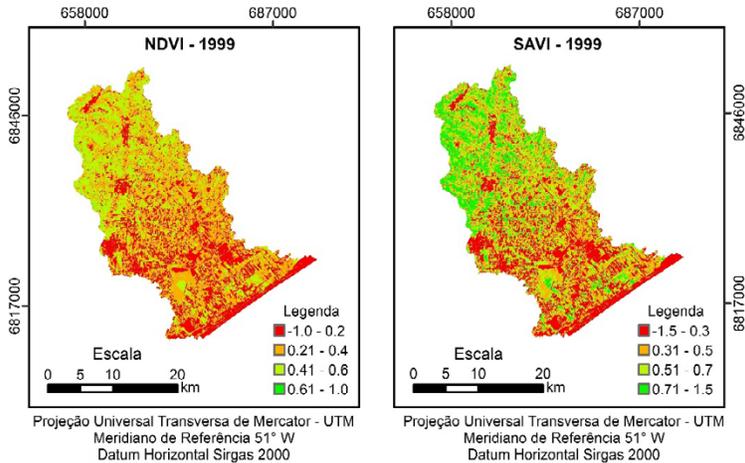
NDVI 1981			SAVI 1981		
Classes	Área (km ²)	Área (%)	Classes	Área (km ²)	Área (%)
-1,0 - 0,2	100,33	14,76	-1,5 - 0,3	103,90	15,29
0,21 - 0,4	320,00	47,08	0,31 - 0,5	184,50	27,14
0,41 - 0,6	254,20	37,40	0,51 - 0,7	268,70	39,53
0,61 - 1,0	5,22	0,77	0,71 - 1,5	122,65	18,04
Total	679,75	100	Total	679,75	100

Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

Se for feita uma análise geomorfológica da bacia hidrográfica, os maiores índices de vegetação se concentram nas áreas de maior altitude, pois são áreas que por suas características apresentam classes de declividade elevada, dificultando o aproveitamento agrícola.

Em relação ao intervalo de -1,0 até 0,2 do NDVI e ao intervalo de -1,5 até 0,3 do SAVI, temos, respectivamente, índices de 14,76% e 15,29% de área, que caracteriza as áreas com o solo exposto ou com pouca vegetação (baixa densidade vegetacional). A Figura 5 apresenta os mapas das imagens processadas referente ao ano de 1999.

Figura 8 - Mapa temático dos índices vegetacionais do ano de 1999



Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

O método do NDVI apresentou no intervalo de 0,21 até 1,0 um índice de 73,325%, já o método SAVI expressou um intervalo 0,31 até 1,5, que resultou no valor de 73,04%, ou seja, em um panorama geral, temos uma redução de 11% de área da classe vegetação arbustiva quando comparado ao mapa temático de 1981.

Tabela 4 - Índices vegetacionais de 1999

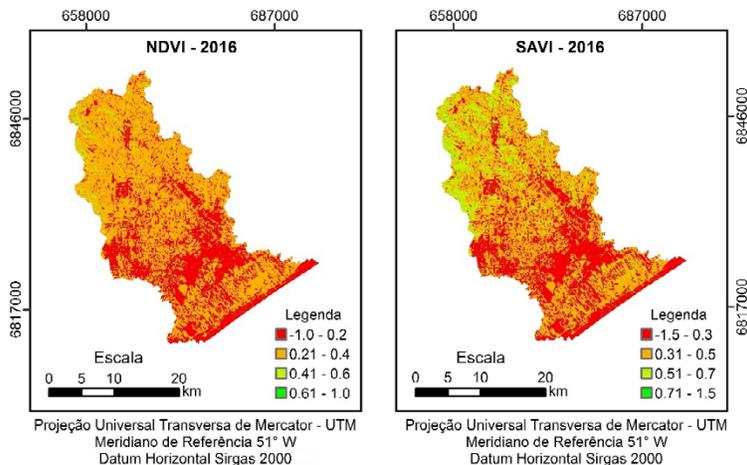
NDVI 1999			SAVI 1999		
Classes	Área (km ²)	Área (%)	Classes	Área (km ²)	Área (%)
-1,0 – 0,2	179,82	26,45	-1,5 – 0,3	183,24	26,96
0,21 – 0,4	298,85	43,96	0,31 – 0,5	181,93	26,76
0,41 – 0,6	199,41	29,34	0,51 – 0,7	214,80	31,60
0,61 – 1,0	1,67	0,25	0,71 – 1,5	99,78	14,68
Total	679,75	100	Total	679,75	100

Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

No intervalo de -1,0 até 0,2 do NDVI, e no SAVI com intervalo de -1,5 até 0,3, temos, respectivamente, índices de 26,45% e 26,96% de área, o que caracteriza um aumento das áreas de solos expostos e com baixa densidade vegetal.

Isso ocorreu devido à substituição da classe vegetação arbustiva por atividades econômicas voltadas para a agricultura e o crescimento urbano no período de 1981 a 1999. Dessa maneira, é perceptível o crescimento das áreas agricultáveis em direção a jusante do curso médio do rio Urussanga e nos locais com baixa declividade. A Figura 6 mostra os mapas temáticos das imagens processadas no ano de 2016.

Figura 6: Mapa temático dos índices vegetacionais do ano de 2016



Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

O NDVI apresenta no intervalo de 0,21 até 1,0 um índice de 65,68%, já o SAVI, no intervalo de 0,31 até 1,5, resultou em um índice de 65,67%, que revela uma diferença de 20% nas características biológicas da vegetação em relação ao mapa de 1981.

Tabela 5 - Índices vegetacionais de 2016

NDVI 2016			SAVI 2016		
Classes	Área (km ²)	Área (%)	Classes	Área (km ²)	Área (%)
-1,0 – 0,2	233,30	34,32	-1,5 – 0,3	233,35	34,33
0,21 – 0,4	429,25	63,15	0,31 – 0,5	347,09	51,06
0,41 – 0,6	17,20	2,53	0,51 – 0,7	98,82	14,54
0,61 – 1,0	0,00	0,00	0,71 – 1,5	0,49	0,07
Total	679,75	100	Total	679,82	100

Fonte: Elaborada pelos autores (2019).

No intervalo de 0,61 até 1,0 do NDVI e no intervalo de 0,71 até 1,5 do SAVI, observa-se que o índice NDVI não reconheceu a assinatura espectral da vegetação, ou seja, o SAVI foi o índice que apresentou um maior coeficiente de determinação da cobertura da bacia pelo fato de utilizar na sua formulação o fator de ajuste que tenta minimizar os efeitos do *background*, enquanto que o NDVI é mais sensível aos efeitos dos parâmetros relacionados à estrutura do dossel.

Buscando compreender a dinâmica da paisagem, os resultados da variação da cobertura vegetal e, sem dúvida, dos padrões de uso da terra entre os anos de 1981 e 2016 são claramente consideráveis. É perceptível, na análise dos mapas, a constatação da perda de vegetação arbustiva na bacia hidrográfica do rio Urussanga. De fato, houve significativas reduções de áreas em função da expansão das ocupações evidentemente representadas pelo aumento de áreas desmatadas e urbanizadas.

De um modo geral, os índices vegetacionais a partir de imagens de sensoriamento remoto constituem um conhecimento de valor inestimável por sua diversidade de técnicas e métodos, já que dispõem de diferentes produtos de visualização espacial e de procedimentos de manipulação que possibilitam direcionar distintas pesquisas. O mapeamento de uso e cobertu-

ra do solo e da vegetação natural pode subsidiar ações que visam ao estabelecimento de práticas de desenvolvimento sustentável e à implementação de políticas de conservação e uso sustentável da biodiversidade.

Olaya (2011) destaca que o desenvolvimento e a análise de mapas temáticos já existentes podem ser usados para extrair informações que evidenciem resultados quantitativos e qualitativos ou simplesmente subsidiem a geração de um novo mapa que possa servir para outros estudos.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O geoprocessamento de imagens é fundamental para a realização de estudos e análises de índices de cobertura vegetal, pois possibilita em ambiente computacional a realização de todo o tratamento inicial dos dados, métodos de classificação e comparação dos resultados. A utilização das técnicas de processamento digital de imagens possibilitou a identificação e a representação das alterações na cobertura vegetal na bacia hidrográfica do rio Urussanga no período de 1981 a 2016.

A combinação de distintas funções e variadas abordagens resultou em um conjunto de operações baseadas em álgebra de mapas, e esse conjunto é o que dá pleno poder para analisar dados geométricos em formato *raster* (OLAYA, 2011). Na avaliação do desempenho, os dois Índices de Vegetação (NDVI e SAVI) mostraram-se apropriados para a avaliação dos tipos de cobertura vegetais presentes na bacia hidrográfica do rio Urussanga, considerando-se os meses que compreendem o período de inverno.

Nesse contexto, destaca-se a importância dos mapas temáticos de vegetação, que demonstram a localização, a extensão e a distribuição dos índices vegetacionais. A transformação da paisagem ocorrida no espaço do baixo curso do rio Urussanga revela a redução da área de vegetação de restinga em detrimento da área de reflorestamento. O processo de urbanização e o avanço das áreas agrícolas suprimiram ainda mais as áreas com vegetação secundária.

Tanto o NDVI quanto o SAVI apresentaram resultados satisfatórios em relação à representação da dinâmica da vegetação na bacia hidrográfica estudada. Esses índices apresentam similaridades em seus resultados, porém o SAVI, ao minimizar o efeito da reflectância do solo, apresenta resultados mais confiáveis. Dessa forma, os dois métodos podem ser usados para estudos futuros, uma vez que quando comparados tendem a apresentar resultados próximos.

Para dar continuidade ao estudo, sugere-se que sejam pesquisados outros métodos de classificação, usadas imagens orbitais de sistema sensor com características de resolução diferentes do sistema *Landsat*, assim como definidas séries multitemporais que possam contemplar os meses de dezembro, janeiro e fevereiro, quando o estágio de desenvolvimento do cultivo do arroz irrigado tem seu ápice.

REFERÊNCIAS

ACCIOLY, L. J. O.; PACHÊCO, A.; COSTA, T. C. C.; LOPES, O. F.; OLIVEIRA, M. A. J. Relações empíricas entre a estrutura da vegetação e dados do sensor TM/LANDSAT. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.l.], v. 6, n. 3, p. 492-498, 2002.

ALMEIDA, T.; MENESES, P. R. (orgs.). **Introdução ao processamento digital de imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília: CNPq, 2012. 266 p.

ANDRADE, S. F. Sensoriamento remoto e algumas aplicações. **Caderno de Estudos Geoambientais – CADEGEO**, Rio de Janeiro, v. 02, n. 01, 2011. p.13-26.

AVARENGA, B. S.; D'ARCO, E.; MOREIRA, M. A.; RUDORFF, B. F. T. Avaliação de técnicas de processamento digital de imagens para a estimativa de áreas de arroz irrigado: um estudo de caso no município de Santa Vitória do Palmar/RS. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** Goiânia: INPE, 2005, p. 3961-3966.

BERRY, J. K.; Catographic Modeling: The Analytical Capabilities of GIS. *In: GOODCHILD, M.; PARKS, B. O., STEYAERT, L. T. **Environmental Modeling with GIS***. Oxford: Oxford University Press, 1993, p. 58-74.

BORATTO, I. M. P; GOMIDE, R. L. Aplicação dos índices de vegetação NDVI, SAVI e IAF na caracterização da cobertura vegetativa da região Norte de Minas Gerais. *In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16., 2013, Foz de Iguaçu. **Anais...*** Foz do Iguaçu: INPE, 2013, p. 7346-7352.

BORGES, L. A. **Estimativa de NDVI no estado de Minas Gerais utilizando imagens de satélites CBERS_2B/CCD e MSG/SEVIRI**. 2010. 60 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, 2010.

BRAZ, A. D.; ÁGUAS, T. A.; GARCIA, P. H. M. Análise de índices de vegetação NDVI e SAVI e índice de Área foliar (IAF) para a comparação da cobertura Vegetal na bacia hidrográfica do córrego Ribeirãozinho, município de Selvíria, MS. **Revista Percurso NEMO**, Maringá, v. 7, n. 2, p. 05-22, 2015.

CAMERA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A. M. V. (Eds.). **Introdução à ciência da geoinformação**. São José dos Campos: INPE, 2001. 344 p.

CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S.; MARKUZON, N.; REYNOLDS, J. H.; ROSEN, D. B. Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps. *Neural Networks. **IEEE Transactions on Computers***, [S.l.], v. 3, p. 698-713, 1992.

COHEN, J. A Coeficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Psychological Measurement**, [S.l.], v. XX, n. 1, 1960.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas, SP: IG/UNICAMP, 1992. 170 p.

CRUZ, M. A. S.; SOUZA, A. M. B.; JESUS, J. S. Avaliação da cobertura vegetal por meio dos Índices de Vegetação SR, NDVI, SAVI e EVI na bacia do rio Japarutuba-Mirim em Sergipe. *In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2011, Curitiba. **Anais...*** São José dos Campos: INPE, 2011, p. 1357-1365.

ESEQUEF, I. A.; ALBUQUERQUE, M. P. **Processamento Digital de Imagens**. Campos dos Goytacazes, RJ: Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro/Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas, 2003. 12 p.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos básicos de Sensoriamento Remoto**. [S.l.]: Companhia Nacional de Abastecimento, 2005. 30 p. Disponível em: http://www.conab.gov.br/conabweb/download/SIGABRASIL/manuais/conceitos_sm.pdf. Acesso em: 4 ago. 2016.

GOMES, D. D. M. **Geoprocessamento Aplicado à Análise da Vulnerabilidade à Erosão na Bacia Hidrográfica do rio Jaibas – Ceará**. 2011. 138 f. Dissertação (Mestrado em Geologia) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2011.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ*, [S.l.], v. 25, 1988, p. 053-070.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE. **Processamento Digital de Imagens**. São José dos Campos: INPE, 2003. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/spring/usuario/dpi_com.htm. Acesso em: 4 ago. 2016.

INSTITUTO NACIONAL DO SEMIÁRIDO - INSA. **Índice de vegetação por diferença normalizada**. Sem data de publicação. Disponível em: <http://www.insa.gov.br/ndvi/#.wchrbfqrlui>. Acesso em: 4 ago. 2016.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestre**. Tradução de José Carlos Neves Epiphanyo. São José dos Campos, SP: Parêntese Editora, 2009. 598 p.

LIMA, B. M.; LIMA, L. C. Diagnóstico Físico-Ambiental da Bacia Hidrográfica do Córrego São Pedro: Um exercício acadêmico de Gestão dos Recursos Hídricos. *In: Measurement*, [S.l.], v. XX, n. 1, p. 37-46, 1960.

MELO, E. T. **Diagnóstico Físico Conservacionista da Microbacia Hidrográfica do Riacho dos Cavalos, Crateús/CE**. 2008. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2008.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e metodologias de Aplicação**. 3. ed. Viçosa, MG: UFV, 2005. 320 p.

NOVAS, M. F. B.; CRUZ, P. P. N. da; SILVA, R.; DI PACE, F. T. Análise da variação dos índices de vegetação estimados por sensoriamento remoto em dois períodos ao sul da bacia do rio Traipu-AL. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA DA GEOINFORMAÇÃO, 2., 2008, Recife. **Anais...** Recife: UFPE, 2008.

OLAYA, V. **Sistemas de Información Geográfica**. Versión 1.0. Rev. 24 de marzo de 2011. 915 p. Disponível em: http://volaya.github.io/libro-sig/chapters/Algebra_de_mapas.html. Acesso em: 8 ago. 2016.

PONZONI, F. J. Comportamento espectral da vegetação. *In*: MENESES, P. R.; PRAKASAM C. Land use and land cover change detection through remote sensing approach: A case study of Kodaikanaltaluk, Tamilnadu. **International Journal of Geomatics and Geosciences**, [S.l.], v. 1, n. 2, 2010.

PRATES, I. Utilização de imagens LANDSAT-8 para caracterização da cobertura vegetal. **Revista Mundogeo**, 10 jun. 2014 [on-line]. Disponível em: <http://mundogeo.com/blog/2014/06/10/processamento-digital-de-imagens-landsat-8-para-obtencao-dos-indices-de-vegetacao-ndvi-e-savi-visando-a-caracterizacao-da-cobertura-vegetal-no-municipio-de-nova-lima-mg/>. Acesso em: 8 ago. 2016.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. 2. ed. Berlin: Springer Verlang, 1995. 340 p.

SANTOS JUNIOR, E. (Org.). **Bacia Hidrográfica: Desafios da gestão de recursos hídricos e do saneamento básico no município de Cuiabá, MT**. Cuiabá: Gingo Empreendimentos Imobiliários Ltda, 2011. 128 p.

SOARES FILHO, B. S. S. **Modelagem de dados espaciais**. Minas Gerais: Universidade Federal de Minas Gerais/Departamento de Cartografia/Centro de Sensoriamento Remoto, 2000. 15 p.

TUCCI, C. E. M.; MENDES, C. A. **Avaliação Ambiental Integrada de Bacia Hidrográfica**. Brasília: Instituto do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis, 2006. 302 p.

WESSELS, K. J.; VAN DEN BERGH, F.; SCHOLES, R. J. Limit to detectability of land degradation by trend analysis of vegetation index data. **Remote Sensing of Environment**, [S.l.], v. 125, p. 10-22, 2012.