



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE GEOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA
MESTRADO ACADÊMICO EM GEOLOGIA

ALINE MOREIRA DAMASCENO

**AVALIAÇÃO DO MÉTODO SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE) PARA O
MAPEAMENTO MULTITEMPORAL DO MUNICÍPIO DE SÃO GONÇALO DO
AMARANTE- CE**

FORTALEZA

2021

ALINE MOREIRA DAMASCENO

AVALIAÇÃO DO MÉTODO SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE) PARA O
MAPEAMENTO MULTITEMPORAL DO MUNICÍPIO DE SÃO GONÇALO DO
AMARANTE- CE

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Geologia do Programa de Pós-Graduação em Geologia do Centro de Ciências da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Geologia. Área de Concentração: Geologia Ambiental.

Orientadora: Profa. Dra. Ana Rita Gonçalves Neves Lopes Salgueiro

Coorientadora: Profa. Dra. Cynthia Romariz Duarte

FORTALEZA

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- D162a Damasceno, Aline Moreira.
Avaliação do método SVM (Support Vector Machine) para o mapeamento multitemporal do Município de São Gonçalo do Amarante -CE / Aline Moreira Damasceno. – 2021.
56 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Programa de Pós-Graduação em Geologia, Fortaleza, 2021.

Orientação: Profa. Dra. Ana Rita Gonçalves Neves Lopes Salgueiro.

Coorientação: Profa. Dra. Cynthia Romariz Duarte.

1. Aprendizado de máquina. 2. Mapeamento. 3. Acurácia. I. Título.

CDD 551

ALINE MOREIRA DAMASCENO

AVALIAÇÃO DO MÉTODO SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE) PARA O
MAPEAMENTO MULTITEMPORAL DO MUNICÍPIO DE SÃO GONÇALO DO
AMARANTE- CE

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Geologia do Programa de Pós-Graduação em Geologia do Centro de Ciências da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Geologia. Área de Concentração: Geologia Ambiental.

Aprovada em: 15/04/2021.

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Ana Rita Gonçalves Neves Lopes
Salgueiro (Orientadora)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Profa. Dra. Cynthia Romariz Duarte (Coorientadora)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Cleyber Nascimento de Medeiros
Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará
(IPECE)

Prof. Dr. Carlos Henrique Sopchaki
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Aos meus pais por todo esforço envolvido para
me possibilitar estudar e seguir meus sonhos.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. À minha família que sempre acreditou e incentivou meus estudos. Aos meus amigos do Laboratório de Geoprocessamento do Ceará pelos conselhos e ajudas durante todo o processo de escrita e pensamento da dissertação A professora Cynthia pelo apoio desde a graduação e por acreditar sempre na minha capacidade mesmo nos momentos mais difíceis. A meu companheiro Paulo Gorayeb pelo suporte mental, sem voce tudo teria sido mais difícil. E a mim pela força de continuar e de manter o sonho vivo.

“Um giz de cera quebrado ainda pinta.”

(Queer Eye)

RESUMO

Identificar as mudanças e alterações que ocorrem na superfície da Terra relacionadas aos seus recursos e interações entre os fenômenos naturais e antrópicos promovem uma melhoria no entendimento e compreensão dos processos de modificação do ambiente, proporcionando meios responsáveis nos processos de tomada de decisão relacionadas ao planejamento ambiental de uma região. Para isso, diversas ferramentas podem ser utilizadas para captar essas mudanças, tais como dados de sensoriamento remoto, que são fontes indispensáveis e extensivamente usadas, para auxiliar na detecção de alterações ocorridas ao longo dos anos, e através principalmente de análises multitemporais. Dessa maneira, este trabalho utilizou de técnicas de sensoriamento remoto aliadas a aprendizado de máquina para traçar um diagnóstico das modificações no município São Gonçalo do Amarante, localizado no Estado do Ceará, que vem sofrendo com intensas alterações ao longo dos anos. O estudo avaliou imagens do satélite Landsat dos anos de 1991, 1999, 2007 e 2018 para a detecção das mudanças ambientais, a partir de uma análise conjunta entre mapas de uso do solo e mapas ambientais, assim como dados de mapeamentos e relatórios de estudos já realizados na região. As informações coletadas e geradas foram associadas em ambiente SIG (Sistema de Informações Georreferenciadas) e os resultados gerados foram importantes para diagnosticar as mudanças detectadas na região através dos mapas de uso do solo, assim como para identificar as áreas mais fragilizadas, enfatizando principalmente a intensa pressão sofrida ao longo dos anos, sobre as unidades ambientais da área, antes e após a implementação do Complexo Industrial e Portuário do Pecém (CIPP).

Palavras-chave: aprendizado de máquina; mapeamento; acurácia.

ABSTRACT

Identifying the changes and alterations that occur on the Earth's surface related to its resources and interactions between natural and anthropic phenomena promotes an improvement in the understanding and comprehension of the processes of environmental modification, providing responsible means in the decision making processes related to the environmental planning of a region. For this, several tools can be used to capture these changes, such as remote sensing data, which are indispensable and extensively used sources, to assist in the detection of changes occurring over the years, and mainly through multitemporal analysis. In this way, this work used remote sensing techniques combined with machine learning to trace a diagnosis of the changes in the municipality of São Gonçalo do Amarante, located in the State of Ceará, which has been suffering from intense changes over the years. The study evaluated Landsat satellite images from 1991, 1999, 2007 and 2018 to detect environmental changes, from a joint analysis between land use maps and environmental maps, as well as mapping data and reports of studies already carried out in the region. The information collected and generated were associated in a GIS environment (Georeferenced Information System) and the results generated were important to diagnose the changes detected in the region through the land use maps, as well as to identify the most fragile areas, emphasizing mainly the intense pressure suffered over the years, on the environmental units of the area, before and after the implementation of the Industrial and Port Complex of Pecém (CIPP).

Keywords: machine learning; mapping; accuracy

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Mapa de localização do Município de São Gonçalo do Amarante	13
Figura 2 – Linha do tempo das construções do Porto do Pecém.	15
Figura 3 – Plano de separação dos dados	21
Figura 4 – Curva de separação ótima dos objetos no plano	21
Figura 5 – Transformação de uma linha de separação menos complexo para o SVM para uma nova separação dos dados	22
Figura 6 – Mapa de localização do Município de São Gonçalo do Amarante	33
Figura 7 – Mapa de localização do Município de São Gonçalo do Amarante	35
Figura 8 – Mapa de solos do Município de São Gonçalo do Amarante	37
Figura 9 – Distribuição da precipitação por meses para o Município de São Gonçalo do Amarante-CE	38
Figura 10 – Mapa da distribuição dos Recursos Hídricos para o município de São Gonçalo do Amarante	39
Figura 11 – Mapa de vegetação para o município de São Gonçalo do Amarante	40
Figura 12 – Tabela de amostras para as classes	43
Figura 13 – Exemplo de confusão de classes entre area de dunas(amarelo) e a area por- tuária(rox) para o Mapa de 1999	45
Figura 14 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 1991	47
Figura 15 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 1999	47
Figura 16 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 2007	48
Figura 17 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 2020	49
Figura 18 – Porcentagem das áreas distribuidas por anos	50

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Mecanismos de ocorrência de operação das escalas temporais da paisagem	20
Quadro 2 – Imagens coletadas	30
Quadro 3 – Caracterização da Geologia do Município	34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Representação da estrutura da matriz de confusão, com as células p_{ij} representando os valores proporcionais da área em análise.	28
Tabela 2 – Matriz de confusão para o ano de 1991.	44
Tabela 3 – Resultados índice de exatidão global para as classificações	45

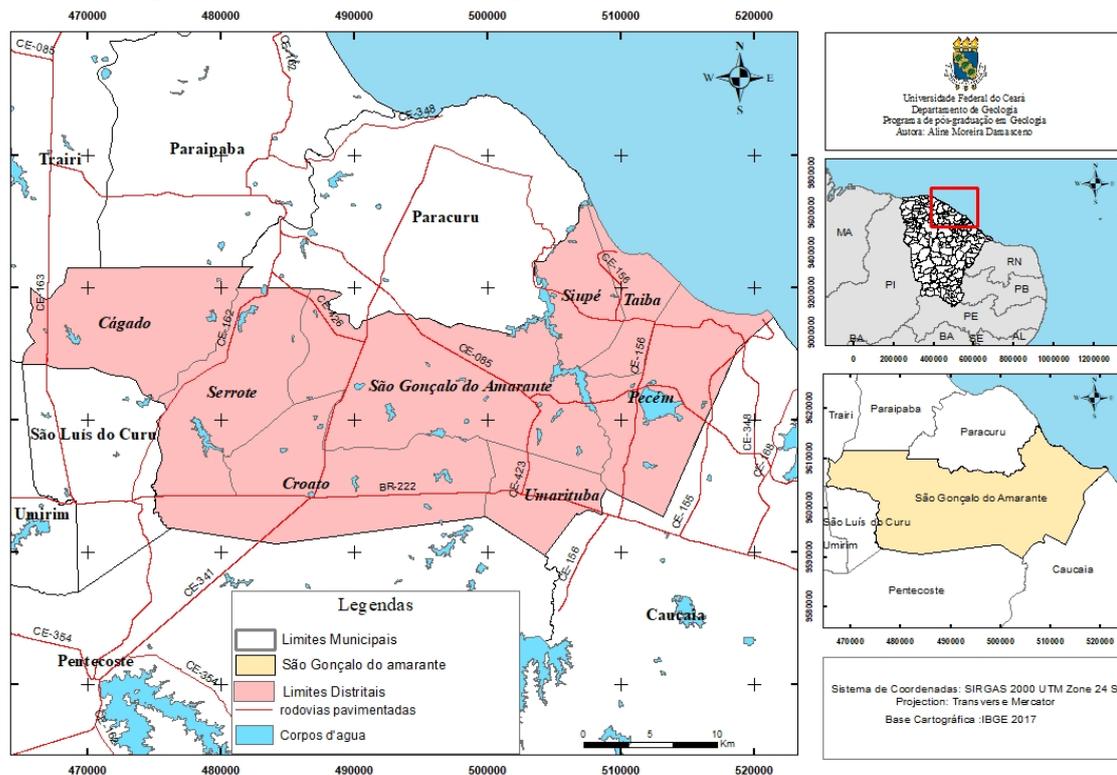
SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	OBJETIVOS	18
2.1	Objetivos Específicos	18
3	FUNDAMENTAÇÃO TEORICA	19
3.1	Análise da Paisagem	19
3.2	Support Vector Machine (SVM)	20
3.3	SIG (Sistema de Informação Geográfica) e Sensoriamento Remoto	23
3.4	Mapeamento Temático dos Componentes de uso do Solo	24
4	MATERIAIS E METODOS	26
4.1	Classificação Supervisionada De Imagens	26
4.2	Acurácia da Classificação	27
4.3	Construção dos Mapas de Uso do Solo	29
4.4	Caracterização Física De São Gonçalo Do Amarante	32
4.4.1	<i>Geologia</i>	32
4.4.2	<i>Geomorfologia</i>	35
4.4.3	<i>Solos</i>	36
4.4.4	<i>Clima</i>	38
4.4.5	<i>Recursos Hidricos</i>	38
4.4.6	<i>Vegetação</i>	40
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	42
5.1	Classificação das classes de de uso do solo	42
5.2	Avaliação da Acurácia	43
5.3	Resultado do Mapeamento das Classes de uso do solo com SVM	46
6	CONCLUSAO	51
	REFERÊNCIAS	52

1 INTRODUÇÃO

O município de São Gonçalo do Amarante representado na Figura 1 é uma região que chama a atenção devido ao seu crescimento populacional exponencial e os problemas relacionados a essa ocupação sobre a distribuição dos tipos de uso do solo que ocorrem no município. De acordo com dados do Censo Demográfico de 2010, o município possuía um total de 87.780 habitantes, o que daria um percentual de 1,04% da população do estado do Ceará, com a sua população situada em grande maioria em domicílio rural (1,46%) enquanto que as demais encontradas nas áreas urbanas perfazem o percentual de (0,90%). (IBGE, 2010)

Figura 1 – Mapa de localização do Município de São Gonçalo do Amarante



Fonte: Elaborado pela autora

Historicamente, município passou por algumas mudanças até se estabelecer com a divisão atual. No dia 01/12/1995, o município passa a ser constituído por 5 distritos: São Gonçalo, Pecém, Serrote, Siupé e Umarituba. O mesmo permanece assim até a data de 05/09/1963 no qual é estabelecido o distrito de Croatá, sendo anexado ao município de São Gonçalo do Amarante. Em 14/12/1968, pela lei estadual nº 8339, foi anexado os distritos de Pecém e Serrote. Porém em 1986, o município passa por um reajuste devido a lei municipal nº 11207, de 31-07-1986, constituindo os atuais 7 distritos: São Gonçalo do Amarante, Croatá, Pecém, Serrote, Siupé,

Taíba e Umarituba. (IBGE, 2010).

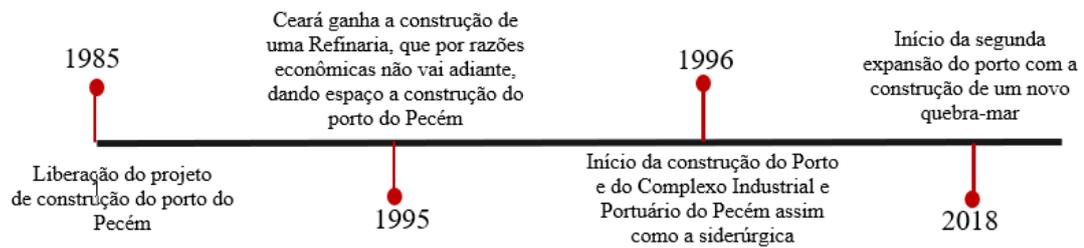
Atualmente, São Gonçalo do Amarante é constituído por oito distritos, segundo dados do IBGE (2010) , sendo eles: São Gonçalo do Amarante (sede), Croatá, Pecém, Serrote, Siupé, Taíba, Umarituba e o mais recente criado, Cágado. O município de São Gonçalo do Amarante, se estende, por 838,5 km². É situado entre as coordenadas de latitude Sul 3° 36' 26" e longitude oeste de 38° 58' 06", com uma distância de 58km² em linha reta até a capital Fortaleza, com acesso principal feito pelas através da BR-222 e CE-085. O município possui intersecção com os municípios tais como Caucaia, Pentecoste, São Luiz do Curu, Trairi, Paraipaba e Paracuru.

De acordo com Magalhães (2014) o município vem sofrendo grandes alterações na sua dinâmica natural devido à instalação do CIPP no distrito de Pecém, inaugurado em 2002, desde então a região enfrenta dificuldades relacionadas a crescente especulação imobiliária e o mal-uso dos recursos naturais da região. A crescente ocupação das áreas litorâneas e a consequente modificação dos sistemas naturais, bem como as intensas mudanças paras a população que ocupa estas regiões, justificam a importância de estudos que envolvam essas áreas, pois existe uma necessidade de compreender as transformações ocorridas durante sua evolução e, principalmente no decorrer das relações de organização do espaço, associado às atividades sociais.

Segundo Meireles e Silva (2002), a demanda por recursos naturais frente ao crescimento das cidades, impactos ambientais gerados pela implantação de projetos industriais e agropecuários têm acarretando mudanças rápidas nos agentes modeladores do relevo, necessitando um maior aprofundamento sobre as causas dessas mudanças. A problemática associada a esse crescimento populacional na área, trouxe modificações significativas principalmente no que se refere a demanda de bens de serviço, pois consequentemente, ocorreu um aumento no processo produtivo da região, impulsionado pela instalação do Complexo Portuário do Pecém ocorrida em 1995.

As instalações de indústrias e tecnologias, se deram sucessivamente na região, aumentando as atividades antrópicas da área, e consequentemente o impacto e mudanças na paisagem e nos tipos de uso de ocupação do solo (PORTELA *et al.*, 2017b). Desde então, São Gonçalo do Amarante passou por mudanças significativas no que se refere principalmente a expansão de suas atividades antrópicas e econômicas sobre a região, como apresentado a seguir na Figura 2

Figura 2 – Linha do tempo das construções do Porto do Pecém.



Fonte: A autora adaptado de ??)

De acordo com Girão e Correa (2004), muitas das mudanças que ocorrem nas áreas naturais partem de uma influência antrópica sobre estas áreas, ocasionando a aceleração dos processos de impactos ambientais. Na medida que o ser humano se instala na natureza, o mesmo insere ali marcas que caracterizam seu tipo de ocupação.

Segundo Kleinpaul *et al.* (2005), a maioria das modificações ocasionadas por essas ocupações estão ligadas ao desenvolvimento de atividades agrícolas, pecuária e de urbanização. Com esses fatores é possível identificar as mudanças de uma região, tanto para compreensão dos processos que ocasionaram o cenário atual, quanto para viabilizar medidas de planejamento ambiental. O levantamento das alterações quando associadas em uma escala multitemporal e a estudos sobre as mudanças de uso e ocupação do solo, permitem identificar e focar nos diferentes tipos de uso e suas modificações ao longo do tempo (FILHO *et al.*, 2007). Dito isto, mapear os processos de modificações em uma região, são uma fonte de dados importantes, principalmente quando se pretende identificar os principais componentes que causaram transformações em uma paisagem, para só então sintetizar as informações coletadas para gerar uma compreensão sobre os possíveis impactos futuros, permitindo assim um planejamento voltado a essas questões.

De acordo com Souza *et al.* (1995) a necessidade de identificar essas mudanças associada a realização de estudos de uso de cobertura do solo, faz com que a etapa que envolve a escolha dos métodos de mapeamento, seja otimizada com relação a discriminação de componentes de uma paisagem.

Com isso, os métodos classificadores de imagens se tornaram um objeto de estudo promissor para os pesquisadores de diversas áreas, pois é importante que a classificação permita destacar, juntamente com um processamento rápido, uma exatidão coerente e bons resultados quando comparados com a verdade da área estudada. Esse cuidado é importante por se tratar de um estudo que pode ser voltado a criação de informações voltadas ao apoio de decisões de ações ambientais, sociais, políticas e econômicas de uma região, auxiliando no seu planejamento. (SOUSA, 2009).

Desde então muitos métodos de classificação de imagens de satélite surgiram com estudos voltados a uma preocupação sobre a compreensão da disposição sobre os recursos naturais, tais como os estudos de Santos e Silveira (2001), que verificaram em imagens LANDSAT dos anos de 1974 a possibilidade de trabalhar em escalas de até 1: 100.000 e desde então outros estudos vêm abordando a capacidade de um mapeamento em escalas cada vez maiores. Como exemplo pode-se citar trabalhos realizados no Brasil na década de 1980, utilizando imagens de satélites da série SPOT, que permitiram a elaboração de mapeamentos, em escalas para 1: 30.000. (MONTEIRO *et al.*, 2008)

Já com relação aos tipos de métodos de classificação, estes diferem de acordo com a função matemática e as ferramentas aplicadas, podendo ser identificadas como supervisionadas e não-supervisionadas (BERNARDI *et al.*, 2007). Para Negri *et al.* (2013), o processo de aprendizado supervisionado realiza a estimação da classificação baseado em informações fornecidas ao sistema anteriormente, diferente do aprendizado não supervisionado, e tem como base a observação de padrões. A classificação supervisionada será o tipo e classificação utilizada neste trabalho e foi escolhida, devido à grande variedade de dados e estudos presentes na literatura sobre a região com relação a componentes presentes na paisagem, econômicos e sociais de São Gonçalo do Amarante – CE.

O método foi aplicado a fim de utilizar as informações pré-existentes, aliadas a uma análise realizada a partir dos resultados da classificação, para a identificação das classes de uso presentes na imagem, o que ajudou a otimizar o estudo proposto neste trabalho, corroborando o que propõe Negri *et al.* (2013), ao considerar que as informações fornecidas para a classificação supervisionada consistem em um conjunto de padrões de classes já conhecidas pelo analista. A esse padrão de conjunto de padrões rotulados é dada a denominação de conjunto de treinamento. Buscando melhores resultados, este trabalho associou ao método de classificação supervisionado, uma ferramenta de aprendizado de máquina complementar, do grupo dos classificadores supervisionados, chamada de SVM (Support Vector Machine).

Segundo Gigandet *et al.* (2005), métodos de aprendizado de máquina, vêm se tornando cada vez mais utilizados em estudos e pesquisas em sensoriamento remoto. Estudos como os desenvolvidos por Gonçalves *et al.* (2006) utilizaram o método de Support Vector Machine e apresentaram bons resultados com relação a classificação, apresentando assim uma melhor resposta quando comparado a outros classificadores estatísticos. Gaiad *et al.* (2017), também utilizaram tanto o SVM quanto a Rede Neural para o mapeamento de uso da Terra para

identificar as modificações ocorridas em Mariana - MG após o desastre do rompimento de uma barragem na cidade.

Dessa maneira, este trabalho tomou como base as definições sobre os métodos e os resultados alcançados em outras pesquisas, bem como o uso desses algoritmos de aprendizado de máquina e de classificação, para aplicar o método de classificação SVM para auxiliar no mapeamento multitemporal de uso do solo para o Município de São Gonçalo do Amarante.

Com a realização da classificação feita, foi aplicado ainda um teste de acurácia da classificação para posteriormente, quantificar a mudanças ambientais ocorridas ao longo dos anos de 1991, 1999, 2007 e 2018 no município de São Gonçalo do Amarante.

2 OBJETIVOS

Considerando essas proposições, este trabalho tem por objetivo identificar e quantificar o nível da mudança da paisagem ocorridas no município de São Gonçalo do Amarante – CE desde a instalação do Complexo Portuário e Industrial do Ceará (CIPP). Para isso foi realizado um mapeamento multitemporal utilizando imagens de Satélite LANDSAT no período de tempo compreendido entre os anos de 1991, 1999, 2007 e 2018. Para a realização do mapeamento, foi utilizado o método SVM, um classificador supervisionado, que utiliza o aprendizado de máquina, para otimizar o processo de classificação através da separação de pontos através de um conjunto de dados de treinamento. Dessa forma, o objetivo deste trabalho é mapear as mudanças ocorridas no município de São Gonçalo do Amarante aos longos dos anos, utilizando para isso, imagens da série Landsat 5 e 8, juntamente com a técnica de SVM (Support Vector Machine), afim de realizar uma avaliação da acurácia desse tipo de mapeamento utilizando aprendizado de máquina.

2.1 Objetivos Específicos

- Utilizar o método de aprendizado de máquina SVM para realização da classificação das classes de uso do solo;
- Construir o mapeamento multitemporal do uso e cobertura da terra do município nos anos de 1991, 1999, 2010 e 2018;
- Realizar o levantamento da acurácia dos mapas de uso para todos os anos, assim como para os elementos e classes presentes nas imagens utilizadas;
- Caracterizar os aspectos ambientais do município relacionados a geologia, geomorfologia, solos, vegetação, clima e recursos hídricos;
- Sintetizar as informações coletadas do mapeamento final do uso do solo para todos os anos analisados, afim de concluir o nível de precisão do uso desse tipo de ferramenta.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Análise da Paisagem

O termo Paisagem, é um termo geográfico introduzido no século XIX, que no Brasil, ganhou repercussão em 1688 através do biogeógrafo George Bertrand. Bertrand, conceituou a paisagem como sendo o resultado de uma combinação dinâmica e instável entre os elementos físicos, biológicos e antrópicos, que juntos interagem um sobre o outro fazendo da paisagem um intrínseco conjunto em evolução constante. (BERTRAND, 2004).

BERTRAND (1972) ressalta que devem ser considerados três pontos na análise da paisagem: Delimitação, Relação e Escala. O autor enfatiza que é impossível encontrar na natureza um limite específico para cada fenômeno, sendo necessário então que esse limite seja imposto pelo observador a fim de realizar uma primeira aproximação com a área de pesquisa. A Relação, leva em consideração as combinações e as inter-relações que ocorrem entre os elementos e o fenômeno em estudo. O terceiro e último ponto, a escala, reforça a condição de que a paisagem está contida no universo do tempo e espaço, sendo possível dessa maneira considerar que existem ordens de compreensão e ocorrência para cada fenômeno, como início, meio e fim, semelhante-se a um sistema. O mesmo autor ainda, sistematiza o conceito de geossistema e incorpora o conceito em uma categoria espacial, que possui uma homogeneidade e estrutura que resultam da interação entre os processos geológicos, climatológicos, geomorfológicos e pedológicos, juntamente com o potencial biológico, como flora e fauna e por fim os processos de ação antrópica, sendo inseridos no contexto da análise socioeconômica.

Considera-se assim que os diversos espaços que alocam o desenvolvimentos de estudos voltados a compreensão e modelagem dos elementos contidos no conjunto Geossistêmico da paisagem, estão diretamente interligados com as relações que ocorrem no espaço, e que são como exemplo, a compartimentação do relevo originando e refletindo condições ambientais como clima, geologia, pedologia, hidrografia, gerando interrelações diretas com a biosfera, modelando a paisagem, possibilitando a possibilidade de abranger os métodos de avaliação e mapeamento desses elementos. (TROPPEMAIR; GALINA, 2006)

A paisagem pode ser considerada então, como uma unidade heterogênea, composta por objetos do espaço que interagem entre si, tais como ecossistemas, unidades de vegetação ou de Uso e Cobertura da terra, possibilitando assim, uma delimitação de uma área e de uma forma, o que permite colocá-las em unidades espaciais (METZGER, 1999). Seguindo os estudo

e conceituação da Paisagem, autores vieram posteriormente delimitando novos conceitos, como por exemplo, quanto ao processo de evolução de uma paisagem resulta, segundo Forman e Gordon (1986) apud FILHO (1998) de três tipos diferentes de mecanismos, que operam juntos em escalas de análise temporais, como exemplificado no quadro 1

Quadro 1 – Mecanismos de ocorrência de operação das escalas temporais da paisagem

MECANISMOS DA PAISAGEM	ESCALA TEMPORAL
Processos geomorfológicos	durante um longo tempo
Processos geológicos	durante um longo tempo
Padrões ecológicos	média de tempo intermediados por perturbações em ecossistemas locais

Fonte: Adaptado de Forman e Gordon (1986)

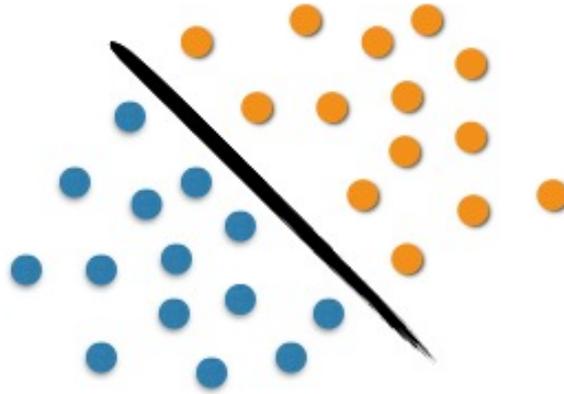
Ao identificar estes caminhos na análise de componentes temporais da paisagem, em escalas temporais, é possível considerar a possibilidade de estimar quantitativamente os componentes de uma paisagem, assim como a aplicação de modelos para validação destas estimações, através da comparação entre áreas, por exemplo, que considera além da semelhança entre elas, a criação de generalizações mais significativas e com um maior critério de confiança sobre uma área de estudo mapeada (CHRISTOFOLETTI, 1981).

Sendo assim a paisagem, considerada como uma unidade mensurável, pode ser definida através do seu padrão espacial de agrupamentos que interagem entre si, e que podem ser delimitadas também com a aplicação de técnicas de geoprocessamento, que por utilizarem padrões de análise espacial, destacam e realçam processos antes não perceptíveis. (FILHO, 1998).

3.2 Support Vector Machine (SVM)

O SVM é um método que foi proposto por Vapnik *et al.* (1995), e um algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado, que utiliza o conceito de planos de decisão para classificar um conjunto de dados a partir de um espaço multidimensional, usando a função matemática de Kernels. Logo mais abaixo, é representado o funcionamento da função. Portela *et al.* (2017a) definem a estrutura do método exemplificando com a Figura 3 abaixo, no qual a linha entre os dados separa e define o limite dos dois grupos de dados, os azuis e os laranjas:

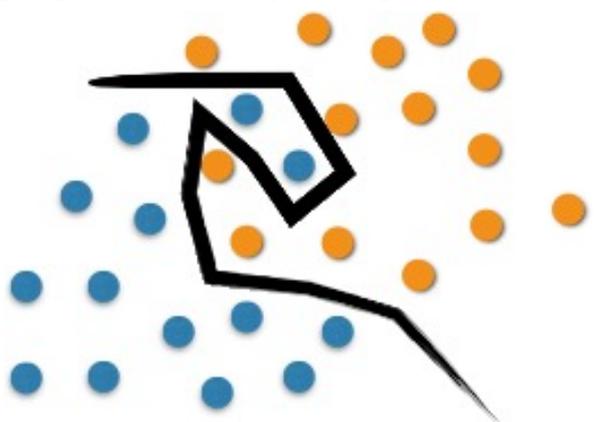
Figura 3 – Plano de separação dos dados



Fonte: Portela *et al.* (2017a)

Quando novos dados são inseridos na análise, eles são classificados em laranjas se estiverem localizados a do lado laranja ou azuis se estiverem no lado azul. Essa separação é possível devido a linha que separa os objetos de seus respectivos grupos. Como as classificações, podem apresentar problemas mais complexos, notou-se que seria necessário realizar uma separação ótima por meio de estruturas mais complexas. Surge então a proposta do SVM para a classificação, que propõe a separação dos objetos (teste) com base em dados disponíveis (treinamento), esse processo de separação ótima só seria possível com a utilização de uma curva representado na figura 4. (PORTELA *et al.*, 2017a)

Figura 4 – Curva de separação ótima dos objetos no plano

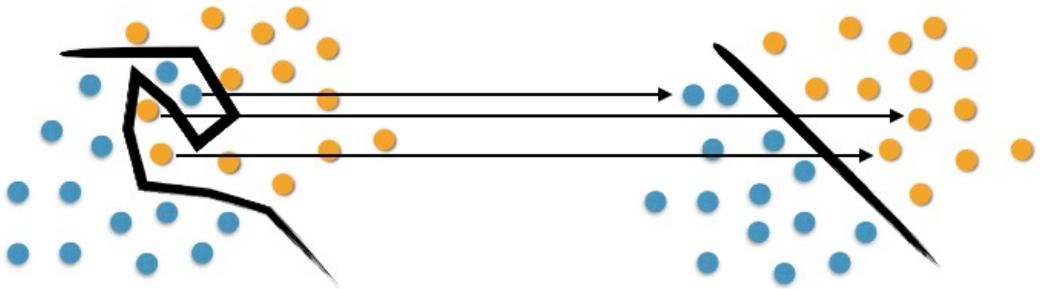


Fonte: Portela *et al.* (2017a)

Como apresentado na figura anterior, ainda é possível notar ainda que o processo de separação dos objetos através da utilização desta curva é complexo, logo seria necessário mapeá-los, e para isso as funções kernel do método são inclusas, a fim de realizar uma reorganização dos

objetos. Ocorrendo então um processo chamado de separação linear, que se refere a construção de uma nova curva ótima ao invés de uma complexa, como apresentado na figura 5, propondo assim uma nova linha capaz de separar os pontos sem muitos problemas. A principal base desse método são os limites de decisão utilizados no espaço de entrada e que procuram encontrar um hiperplano ideal para as dimensões variadas no espaço. (VAPNIK *et al.*, 1995).

Figura 5 – Transformação de uma linha de separação menos complexo para o SVM para uma nova separação dos dados



Fonte: Portela *et al.* (2017a)

Esse método é utilizado em processamentos de sensoriamento remoto, dada a capacidade de aplicação desta teoria na separação de dados de características multiespectrais em grupos pré-definidos, nos quais os processos de classificação de imagens seriam os conjuntos de dados de treinamento. Ou seja, a utilização desta técnica, por ser baseada em encontrar uma separação ótima entre classe pré-definidas, permite considerar que se as classes são separáveis, o processamento permite escolher separar ao máximo as classes utilizando o conceito de planos de decisão (VAPNIK *et al.*, 1995).

Segundo Mantero *et al.* (2005), o uso do SVM é bastante atraente na área de sensoriamento remoto, devido a possibilidade da produção de uma classificação com uma maior precisão considerando um conjunto de entrada de dados de treinamento limitado e pré-definido. Essa resposta de processamento é bastante interessante, principalmente ao se trabalhar com mapeamento de uso do solo utilizando imagens de baixa resolução espacial. A exemplo do bom desempenho da aplicação do SVM em classificações de uso do solo, diversos estudos tais como os de Karan e Samadder (2016) que utilizou a acurácia da classificação em uma série multitemporal Landsat para o mapeamento de uso do solo em áreas costeiras a partir da classificação realizada pelo SVM, ou ainda o estudo de Otukey e Blaschke (2010) que comparam três métodos de classificação, a saber, o método da árvore de decisão, das máquinas de suporte à decisão (SVM) e os algoritmos de máxima verossimilhança, delimitaram o SVM como sendo o que apresentou um melhor resultado para o mapeamento das classes de uso do solo, e permitiu

aos autores concluir que a melhoria da precisão de classificação que provavelmente se deveu à simplificação do espaço vetorial necessário para o desenvolvimento de hiperplanos.

Vários outros estudos relatam a eficácia da classificação SVM em relação à outras técnicas baseadas em pixels para diversas finalidades como tarefas biofísicas, tarefas de uso e cobertura da terra e tarefas geomorfológicas (MELGANI, 2006), (TANG *et al.*, 2008), (ANDERMANN; GLOAGUEN, 2009), (CAO *et al.*, 2009), (PETROPOULOS *et al.*, 2010), (KNUDBY *et al.*, 2010).

3.3 SIG (Sistema de Informação Geográfica) e Sensoriamento Remoto

O SIG é um sistema cuja principal característica é integrar informações provenientes de dados cartográficos, dados tabulares, imagens de satélite, entre outros; combinando as várias informações, através de algoritmos de manipulação, para gerar mapeamentos, consultar, recuperar, visualizar e plotar o conteúdo de uma base de dados Câmara (1995). Essas possibilidades associadas ao SIGs permitem que esta técnica seja a mais adequada para explorar, extrair e manipular dados espaciais.

Segundo Monteiro *et al.* (2004), a compreensão da distribuição dos dados espaciais decorrentes de fenômenos ocorridos numa determinada região do espaço, é um grande desafio, principalmente entre os pesquisadores de diversas áreas de conhecimento, tais como saúde, ambiente, geologia, agronomia etc. O sensoriamento remoto, de acordo com ??), é uma técnica de aquisição de dados extremamente importante principalmente nos estudos aplicados ao meio ambiente, pois possibilita estudos mais amplos e detalhados devido à utilização de um sensor, que possibilita a coleta de dados referentes aos alvos através da resposta dos alvos à interação da energia eletromagnética, natural ou induzida. Devido aos avanços nas técnicas de sensoriamento remoto com o objetivo de identificar mudanças ocorridas na superfície terrestre, o uso de dados espectrais se torna cada vez mais conveniente nos estudos em geociências (MOREIRA *et al.*, 2011).

O sensoriamento remoto envolve duas fases distintas, a de aquisição e a de análise de dados (CROSTA; FILHO, 1997). Além da extração de dados espectrais, é possível extrair dados estatísticos das imagens, pois semelhante ao processo da análise espacial, que se apoia em modelos quantitativos, as análises partir de imagens de satélite também possuem informações sobre números e geometrias dos alvos espectrais, possibilitando a realização de estudos voltados principalmente a relação da modelagem da paisagem.

Diversos estudos consideraram a importância de encontrar valores com estatísticas significativas para as imagens de satélite afim de otimizar o processo de modelagem através dos algoritmos de classificação, autores como Gong e Howarth (1990) analisaram os efeitos de resolução e sensibilidade da resposta espectral utilizando classificação de imagem, e Marceau *et al.* (1994), utilizaram a aplicação de rotinas de classificação de imagens aos resultados de não-mistura espectral. Dessa forma, o estudo dos algoritmos de classificação supervisionados e não supervisionados foram desenvolvidos para permitir que valores de pixel identificados auxiliem no mapeamento de elementos presentes na paisagem, assim como nas etapas de validação e acurácia dos dados.

3.4 Mapeamento Temático dos Componentes de uso do Solo

Na literatura, Anderson (1976), são considerados os criadores do primeiro sistema de classificação de uso e cobertura da terra, e utilizaram dados de sensoriamento remoto em seus estudos, para o levantamento de informações em imagens de satélites. Os autores utilizaram o processo de coleta de pontos amostrais de cada classes de uso em imagens de satélite para a realização do mapeamento, em seguida a imagem passou por um processo de verificação de acurácia, considerando os pontos coletados e sua associação com as classes identificadas no mapeamento, e só então a partir de informações relacionadas aos tipos de uso do solo de uma fonte bibliográfica e pesquisas de campo pré-realizada, os autores consideraram que a cobertura da terra seria definida como sendo, a composição dos elementos que fazem parte da natureza, tais como a vegetação, sendo ela natural e plantada, água, gelo, rocha, areia e demais superfícies semelhantes, assim também como as construções antrópicas que também recobrem a superfície da terra. (BURLEY, 1961).

Os levantamentos de uso e cobertura do solo, fornecem subsídios para as análises e avaliações dos impactos ambientais de uma determinada região, como por exemplo monitoramento de desmatamentos e mudanças geradas pelos altos índices de urbanização e etc (SOKOLONSKI, 1999). Sendo assim, para o processo de levantamento de dados em imagens de satélite visando a construção do mapeamento de uso do solo, foi utilizado o processo de classificação de imagens, que pode ser definido como o processo de análise e manipulação de imagens por meio de técnicas computacionais, com a finalidade de identificar e extrair informações de uma imagem digital sobre os diversos fenômenos, objetos ou elementos presentes no mundo real. (MASCARENHAS; VELASCO, 1984).

De acordo com Carvalho e Struchiner (1992), o processo de classificação de imagens se baseia na identificação de classes que apresentam comportamentos espectrais diferentes e que possam ser identificadas e classificadas. No entanto, ainda segundo os autores, esse processamento necessita da adição de algoritmos de classificação ou classificadores para extrair as feições de interesse utilizando o conceito de espaço multidimensional, que pode é representado pelas bandas de entrada da imagem.

4 MATERIAIS E METODOS

4.1 Classificação Supervisionada De Imagens

O processo de extração de informações com a classificação de imagens, utilizam o reconhecimento de padrões em imagens e objetos, e são aplicados cada vez mais como a principal fonte de geração de dados e informação com relação a cobertura da terra. E o processo de que envolve a etapa e captação dessas informações a partir de imagens de sensoriamento remoto por satélite vem se tornando um tema de interesse e pesquisa na comunidade de sensoriamento remoto (LIU *et al.*, 2014).

Segundo Manandhar *et al.* (2009), o aumento da aplicação de técnicas de classificação de imagens, principalmente quando relacionadas ao acompanhamento de mudanças de uma área durante um longo período de tempo e do espaço são fundamentais para a devido constante necessidade de monitoramento ambiental a fim de evitar impactos ambientais, sendo possível até prever alguns antes que se tornem irreparáveis. Dessa maneira, o processamento de coleta de dados relacionados a cobertura do uso da terra é reconhecido como uma fonte básica para muitos aspectos do planejamento regional, pesquisa sobre mudanças globais e monitoramento ambiental aplicações. (LIU *et al.*, 2014). O mesmo autor ainda ressalta que o estudo em séries temporais de imagens fornece fortes recursos para a elaboração de pesquisas na agricultura, geologia, silvicultura, planejamento regional, educação, mapeamento e pesquisa de mudanças globais. E com isso, o uso de imagens com longas séries temporais, são usadas com frequência em aplicação de técnicas de classificação temática, no qual as imagens passam por análises complexas através de modelos estatísticos e probabilísticos, com o único objetivo de gerar um mapa temático com uma participação bastante reduzida do intérprete no processo do mapeamento.

A limitação da participação do intérprete no processamento de uma classificação, simplifica o processo de classificação quando feito de forma automática, que considera cada pixel presente na imagem associando-o a uma informação específica, ou temática, que corresponda ao objeto presente no mundo real, delimitado previamente pelo usuário. Esse tipo de processamento é importante devido aos inúmeros objetos presentes no mundo real, e que muitas vezes precisam de um acompanhamento mais detalhado, como mudanças na vegetação, no contingente populacional, uso de solo e etc. (ALMEIDA, 2012).

A classificação supervisionada, é um dos métodos indicados para uma análise mais abrangente, como é o caso de uma análise de uso do solo, principalmente quando se trabalha

com áreas com grande quantidade de detalhes, pois esse tipo de classificação baseia-se no uso de algoritmos para determinação dos pixels que representam valores característicos para uma determinada classe, e permitem através dos elementos matemáticos da imagem obter um resultado mais próximo do mundo real, por isso a classificação supervisionada é a mais utilizada na análise quantitativa dos dados de sensoriamento remoto (EASTMAN, 2003). Além da possibilidade do alcance de um resultado próximo ao mundo real, que é uma premissa forte da classificação supervisionada, quantificar a precisão da classificação afim de maximizar as informações sobre a cobertura do solo, e um grande desafio no que se refere a simplificação e melhoramento do processo de classificação. Nesse sentido, os dados espectrais LANDSAT TM/ETM+/OLI são os que mais frequentemente são empregados na geração de classificação em dados com escalas regionais, devido ao seu baixo custo, além de séries históricas mais longas e uma maior frequência de revisitas do sistema sensor para uma mesma área.

4.2 Acurácia da Classificação

Segundo Congalton e Green (2019), com relação a acurácia existem dois tipos procedimentos para a realização da etapa de amostragem, e que são mais usados em trabalhos envolvendo imagens de satélite, são a amostragem aleatória simples e a amostragem aleatória estratificada. Na amostragem aleatória simples, cada unidade de amostra na área de estudo tem uma chance igual e independente de ser selecionada, e maioria dos índices de validação baseiam-se neste esquema de amostragem. Já na amostragem aleatória estratificada, é necessário algum conhecimento prévio sobre a área de estudo para dividir a área em grupos/estrato. Ao utilizar a amostragem, a principal vantagem é que todos os estratos (classes), por menores que sejam, serão incluídos na amostra, como sendo amostras representativas de cada classe (MASTELLA; VIEIRA, 2018).

Congalton (2009) reforçam ainda que a partir da seleção de um esquema de amostragem adequado, é possível gerar uma matriz de erro que seja representativa para todo o mapa. Segundo a metodologia de Mather (2004) para a relação de casos multivariados, ao se trabalhar com imagens de satélite, ou seja, quando se tem a presença de mais de uma banda espectral, o tamanho da amostra deve ser de pelo menos 30 vezes o número de variáveis discriminantes por classe.

Para a realização dos testes de acurácia neste trabalho, foram utilizados os dados reais e os dados coletados na amostragem feita diretamente sobre a imagem através da distribuição

de pontos aleatórios, sobre todo o recorte da área, utilizando o plugin AcATaMa do software livre Qgis, programado para realizar a avaliação de precisão de mapas temáticos. O plugin foi projetado principalmente para: avaliar a precisão dos mapas temáticos, estimar áreas das classes do mapa, criação do projeto/classificação amostral entre outros. A ferramenta foi desenvolvida pelo Grupo de Sistema de Monitoramento Florestal e de Carbono, da sigla original, SMyC-Group of Forest and Carbon Monitoring System, do instituto de Hidrologia, Meteorologia e Estudos Ambientais (IDEAM) da Colômbia.

Para a realização da acurácia da classificação, foi utilizada a amostragem aleatória estratificada. O próprio plugin utiliza-se de metodologias prévias para a realização automática da distribuição dos pontos, a partir da amostragem selecionada, a partir dos trabalhos realizados por Olofsson *et al.* (2014). Em seguida, foram geradas automaticamente 365 pontos amostrais, que cobriram toda a área da imagem classificada. Com os pontos selecionados, é realizada o processo de classificação. Por fim, é gerado um relatório com cálculos da matriz de confusão, sendo possível extrair as informações sobre a acurácia da classificação e precisão geral, realizados a partir das fórmulas determinadas por(OLOFSSON *et al.*, 2014).

O processamento de identificação dos erros associados para cada categoria presente na classificação, é identificado como “confusões” entre classes (CAMPBELL; WYNNE, 2011). É criada assim uma matriz de confusão(Tabela 3) que segundo Foody (1992), sugere uma base para descrever a precisão da classificação realizada assim como no auxílio para a caracterização dos erros, permitindo assim um maior refinamento da classificação realizada

Tabela 1 – Representação da estrutura da matriz de confusão, com as células p_{ij} representando os valores proporcionais da área em análise.

	Classe1	Classe2	Classe3	Classe4	Total
Classe1	p_{11}	p_{12}	p_{13}	p_{14}	p_1
Classe2	p_{21}	p_{22}	p_{23}	p_{24}	p_2
Mapa Classe3	p_{31}	p_{32}	p_{33}	p_{34}	p_3
Classe4	p_{41}	p_{42}	p_{43}	p_{44}	p_4
Total	p_1	p_2	p_3	p_4	...

Fonte: Finegold *et al.* (2016)

Dessa maneira, as medidas de precisão são derivadas da matriz de erros e relatados com seus respectivos intervalos de confiança. Neste trabalho, utilizou-se a matriz de confusão para realização do cálculo da exatidão global como medida de precisão do mapeamento. A exatidão global, é dada pela proporção da área classificada corretamente, e, portanto, se refere à probabilidade de um local selecionado aleatoriamente em o mapa ser classificado corretamente.

(FINEGOLD *et al.*, 2016). Com relação a exatidão global, a mesma é calculada a partir da diagonal principal da matriz de confusão, no qual divide-se a soma dos valores da diagonal principal, que representa o número de amostras classificadas corretamente, pelo número total de amostras coletadas, representado pela equação 4.1 abaixo:

$$o = \sum_{j=1}^q p_{ij} \quad (4.1)$$

No qual a matriz p_{ij} representa a proporção de uma área para a população que possui um mapa de classe i e classe j de referência. Essa metodologia, de acordo com Moreira *et al.* (2007), permite testar a qualidade de mapeamento temático, assim como avaliar a exatidão e precisão do mesmo. A matriz de confusão fornece a base para descrever a precisão da classificação e caracterizar os erros, ajudando a refinar a classificação. De uma matriz de confusão podem ser derivadas várias medidas de precisão da classificação, sendo a exatidão global uma das mais conhecidas (FOODY, 2002). De acordo com Prina e Trentin (2015), a análise dos resultados de uma matriz de confusão é feita a partir do cruzamento das informações dos dados de referências da imagem, chamados também de dados verdadeiros ou de verdade de campo.

De posse desses dados de verificações é possível realizar uma correlação com os dados classificados na imagem, podendo ainda o processo ser realizado através da construção de amostras de treinamento para serem comparadas com as amostras classificadas. A criação de amostras de treinamento em substituição aos dados coletados em campo, segundo ainda os autores, é bastante utilizada, devido a problemática de de acesso a alguns locais, a inexistência de dados de referência, ou no caso de estudos multitemporais, que utilizam uma serie temporal de imagens. Com isso, é possível realizar algumas operações, que mostram o comportamento dos dados e a qualidade deles. (PRINA; TRENTIN, 2015)

4.3 Construção dos Mapas de Uso do Solo

Para a realização desse estudo, foram adquiridas as imagens dos satélites Landsat 5 TM e Landsat 8 OLI, órbita/ponto 217/63, com as datas especificadas no quadro 2 . O estudo envolveu o emprego dos dados espectrais coletados das imagens multiespectrais dos satélites Landsat 5 - TM (Thematic Mapper) e Landsat 8 - OLI (Operational Land Imager), disponibilizadas com acesso gratuito no catálogo do portal Earth Explorer da USGS (United States Geological Survey), As etapas de pré-processamento, como georreferenciamento e de

processamento, como a classificação da imagem foram realizadas nos softwares Arcgis, Envi e Qgis.

Quadro 2 – Imagens coletadas

Ano	Data da Imagem	Satelite
1991	21/07/1991	LANDSAT 5
1999	12/08/1999	LANDSAT 5
2007	18/08/2007	LANDSAT 5
2018	16/04/2018	LANDSAT 8

Fonte: Elaborado pelo autora

Vale ressaltar que como as imagens foram obtidas da base de dados do Landsat na USGS (U.S. Geological Survey), do nível e coleção 1, por já possuírem correção geométrica, radiométrica e atmosférica. As imagens foram utilizadas para auxiliar na construção dos mapas de uso da terra para as quatro datas da análise proposta, assim como para a determinação das classes predominantes em cada ano. Em seguida foi realizada a aplicação do SVM, para todos os anos de análise, utilizando o software ENVI. Com esse método, foi possível realizar a aplicação de algoritmos que identificaram as amostras de objetos presente nas imagens referentes a classes de uso do solo.

Os algoritmos utilizadas são todos derivados de funções Kernerl, que segundo Maselli e Negri (2019), são empregadas a fim de possibilitar que o método SVM, quando executado na condição de classificador linear, realize também classificações não lineares, ou seja, classificações que considerem condições mais realistas da representação.

Em seguida, utilizando a pré-delimitação visual de classes, relacionada também aos polígonos da etapa de coleta de dados foi inserida nesta etapa para enriquecer o levantamento de informações referentes à construção dos mapas temáticos para a região, como clima, geologia, geomorfologia, solos e sobre o uso e cobertura do solo utilizando a escala de 1:250.000 para todos os mapas temáticos. Esta etapa também agregou para a determinação dos anos para delimitação das séries históricas para as imagens de satélite.

Para ajudar na interpretação das classes utilizadas na classificação foram adicionadas aos dados gerados, as informações referentes ao relatório de uso e cobertura do solo realizado pela SEMACE (Superintendência Estadual do Meio Ambiente do Estado do Ceará), a fim de auxiliar na classificação realizada. Para complementar ainda mais esta etapa, foram realizadas pesquisas em materiais bibliográficos como livros e artigos, buscando construir o maior conhecimento possível sobre a região de estudo. Por fim, para os mapas de classificação gerados, e objetivando obter o máximo de acurácia possível quanto ao método classificador aplicado, foi realizado o

levantamento da acurácia da classificação, através da aplicação de testes estatísticos, realizados para os anos de 1991, 1999, 2007, 2018.

Para o processo de confecção dos mapas temáticos do meio físico (Geologia, Geomorfologia, Solos e Vegetação) foram utilizados arquivos vetoriais e as informações coletadas e disponibilizadas gratuitamente no Banco de Dados de Informações Ambientais (BDiA) IBGE (2019). Estes dados foram produzidos ao longo dos últimos 20 anos, em quatro áreas temáticas específicas: Geologia, Geomorfologia, Pedologia e Vegetação utilizando as bases de dados desenvolvidas no âmbito do Projeto SIVAM e do Mapeamento de Recursos Naturais a partir de 1998 (IBGE, 2019). O BDiA é composto também por bases temáticas dos recursos naturais de todo território brasileiro, representados em uma escala de 1:250.000. Considerando a proposta do trabalho em se fazer uma análise multitemporal, optou-se por escolher a mesma escala de mapeamento dos dados fornecidos pelo IBGE para base da construção dos mapas de caracterização ambiental.

Para a um maior aprofundamento sobre a caracterização da cobertura vegetal, foram utilizados ainda os mapas e o relatório gerado pelo projeto Mapeamento dos Biomas Brasileiros, realizado pelo Ministério de Meio Ambiente (MMA), que teve como objetivo mapear os remanescentes da cobertura vegetal e do uso do solo e principalmente do bioma caatinga numa escala de 1:250.000, identificando também as demais tipologias vegetais da região. Vale considerar que neste projeto para a identificação da caatinga, foram utilizadas 54 cenas do satélite Landsat 7, obtidas no ano de 2002, utilizadas em conjunto com levantamentos de solos e agroecológicos executados pela EMBRAPA e pelo projeto RADAMBRASIL, todos nas décadas de 70 e 80. Sendo ainda os resultados validados em campo (MMA, 2002). Já os mapeamentos apresentados e disponibilizados no BDiA Web foram realizados a partir da interpretação visual de imagens de satélites tais como LANDSAT 5, LANDSAT 7 e LANDSAT 8 e do modelo digital de terreno do projeto da NASA Shuttle Radar Topography Mission (SRTM). Este projeto também utilizou metodologias de mapeamento, já descritas nos Manuais Técnicos em Geociências publicados pelo IBGE, como o Manual Técnico de Geologia, Manual Técnico de Geomorfologia, Manual Técnico de Pedologia, e Manual Técnico de Vegetação (IBGE, 2019)

É importante considerar também que em ambas as referências de mapeamento citadas acima foram realizadas em escala de 1:200.000 e por isso foi escolhida também para a realização deste mapeamento a mesma escala, pois em nível de referências e similaridade de objetivos, foi de extrema importância encontrar tais estudos já realizados. Com relação ao uso dessa escala em

mapas temáticos a mesma é considerada como sendo um nível de mapeamento exploratório, pois permite identificar os elementos presentes na imagem passíveis de generalização, permitindo distinguir as informações essenciais das dispensáveis, permitindo uma maior clareza na seleção correta dos elementos que irão compor o mapeamento. (GEOCIÊNCIAS, 1992).

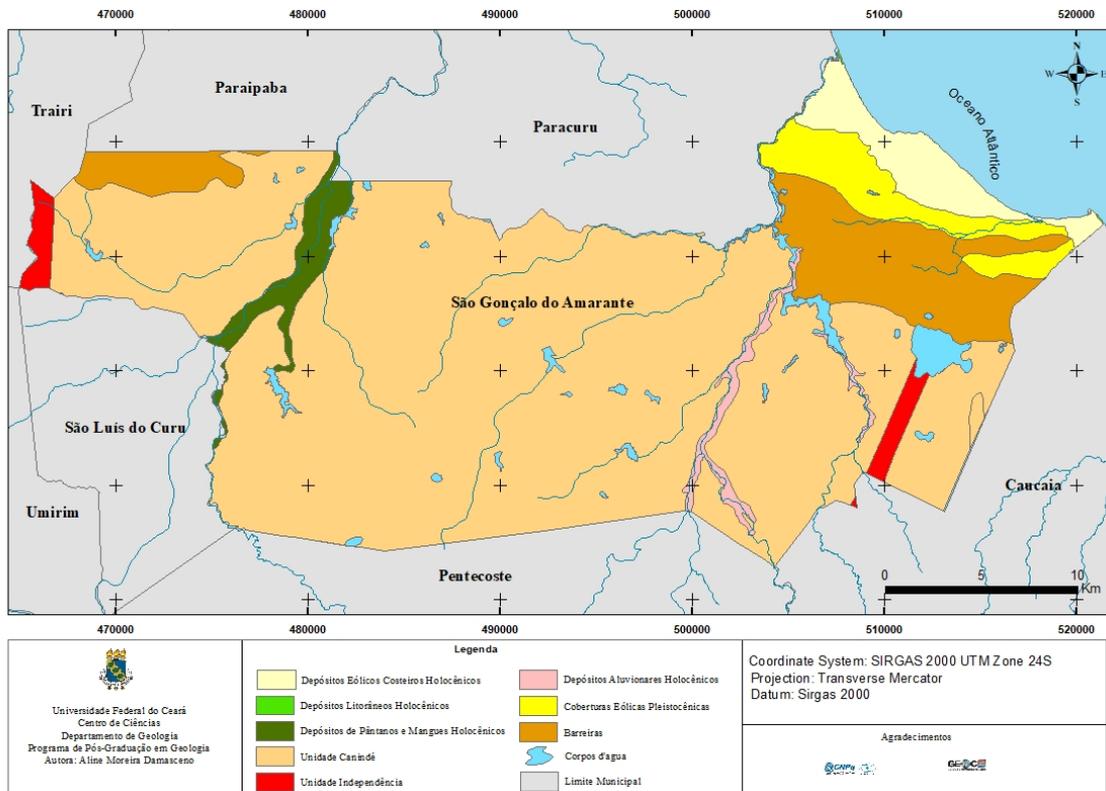
As informações vetoriais relacionadas às massas d'água continentais e aos limites político-administrativos do País têm como referência a Base Cartográfica Contínua do Brasil, também na escala 1:250.000 de 1970 e 1980. Assim como os limites dos setores censitários (formato shapefile) do município de São Gonçalo do Amarante - CE, que se apresentam na Projeção UTM, Zona 24 Sul, Datum WGS84, obtido por meio de download direto do site do IBGE. Em seguida, com as imagens de satélite dos específicos anos selecionadas.

4.4 Caracterização Física De São Gonçalo Do Amarante

4.4.1 *Geologia*

Com relação a Geologia da região de São Gonçalo do Amarante, o local possui rochas do embasamento cristalino, que são basicamente quartzitos e gnaisses, e rochas sedimentares, presentes da maior parte do litoral da região, conforme apresentado na Figura 6. As principais unidades estratigráficas são representadas pelos sedimentos quaternários (dunas/praias e pós-praias), da formação Barreiras e Pré-Cambriano Inferior a Médio. O quadro a seguir apresenta as unidades geológicas destacadas nessa pesquisa e sua associação ambiental com o Município de São Gonçalo do Amarante.

Figura 6 – Mapa de localização do Município de São Gonçalo do Amarante



Fonte: A autora, adaptado de IBGE (2019)

Quadro 3 – Caracterização da Geologia do Município

	Características Geológicas	Características Ambientais
Formação Barreiras	Esta unidade compreende depósitos de arenitos médio a grossos, argilosos, com intercalações de níveis conglomeráticos, argilitos e folhelhos, embora sejam raros e que comumente apresentam-se caulinizados e laterizados no topo	Associado geomorfologicamente aos terrenos que correspondem a Planície Costeira do Ceará, Tabuleiros Costeiros se estendendo até a Depressão Sertaneja
Depósitos Eólicos Litorâneos	depósitos eólicos antigos ocorrem em uma porção mais distante da linha de costa e seguem discordantemente sobre as unidades litoestratigráficas mais antigas, como por exemplo dunas que se acoplam em embasamentos cristalinos. Ainda nesses depósitos, ocorrem depósitos antigos isolados dispostos em camadas de areia bem estratificadas, levemente cimentadas com carbonato de cálcio, esses tais depósitos são chamados de eolianitos	Possuem Paleodunas, com presença de um grande adensamento vegetal e processos pedogenéticos, observados pela presença de neossolos quartzarênicos. fazem parte do sistema deposicional costeiro, com a presença de pequenas drenagens, no qual muitas são influenciadas por marés e algumas porções mais próximas da linha de costa. Nos campos de dunas, e as paleodunas, estão as planícies de deflação, que são sedimentos eólicos, e que ocorrem em áreas com presença de regiões aplainadas e com alguns locais alagados, no qual são cobertos por camadas de areias residuais das dunas dos depósitos eólicos, tanto os antigos com os recentes
Unidade Canindé	Presença de paragneisses migmatitos, ortogáisses ácidos e rochas metabásicas, com presença de lentes de quartzito. De acordo com Barros (1986), os quartzitos dessa unidade analisados juntamente com a mineralogia, possuem uma predominância de quartzo e de raras palhetas de moscovitas.	Inserido em áreas de depressão sertaneja, possuindo solos representados pelos Luvisolos possuindo poucas profundidade, porém bem drenados e com textura argilosa, cascalhentas e com uma média fertilidade natural.
Unidade Independência	Constituída por paragneisses aluminosos, quartzitos, metacárcios, rochas calcissilicáticas e anfibolitos. As rochas dessa unidade devido suas cores marron-avermelhadas e escuras, apresentam um indicativo de concentração de minerais como magnetita que em associação com paragneisses sobressaem com a cor alaranjadas demonstrando	Associada a áreas de depressão Sertaneja, que são constituídas por superfícies de erosão inseridas em planaltos cristalinos e/ou sedimentares.

Fonte: Adaptado de Moura (2014)

passa a existir em pouca quantidade, no qual expõe o substrato rochosos. Parte da região dos Tabuleiros Costeiros (Tabuleiros litorâneos), são definidos como superfícies em forma de mesetas cujos topos apresentam-se planos ou com suaves ondulações e têm origem nos sedimentos do Formação Barreiras do Terciário Superior.

Os Tabuleiros Costeiros constituem uma extensa faixa sedimentar costeira, com poucas interrupções, sendo representadas geologicamente pelos sedimentos da Formação Barreiras de natureza granulométrica variada (SUGUIO; NOGUEIRA, 1999). No lado do Oceano, os Tabuleiros limitam-se com sedimentos quaternários da planície costeira e, do lado continental, em grandes extensões, com rochas do Pré-Cambriano (RADAMBRASIL, 1973; DANTAS, 1980). O relevo dos Tabuleiros Costeiros apresenta, geralmente, topografia plana. Algumas áreas apresentam relevo suave ondulado, enquanto outras, relevo ondulado ou até fortemente ondulado (REZENDE, 2000).

4.4.3 Solos

Os solos predominantes na região foram classificados e mapeados de acordo com mapeamentos exploratórios de reconhecimento dos Solos desenvolvidos para o Estado do Ceará, em escala de 1:600.000. Figura 8 Esses mapeamentos foram desenvolvidos por órgãos como Ceará (2007) e Solos (1999). A esse trabalho, também foram anexadas informações do Banco de Dados de Informações Digitais IBGE (2019), que utilizou manuais técnicos em Geociências publicados pelo IBGE, sendo um deles o Manual Técnico de Pedologia (SOUZA *et al.*, 1995) para a geração do mapeamento de solos referente ao município. São Gonçalo do Amarante possui três grandes classes de solo, os Argissolos, Neossolos e os Planossolos.

Os Argissolos, de acordo com o manual de técnico de pedologia (SOUZA *et al.*, 1995), são caracterizados pela grande concentração de argila sem eu horizonte subsuperficial A para o subsuperficial B, possuindo uma profundidade variável, porém, no entanto, são considerados em geral, pouco profundos. Na área de estudo, são classificados como sendo do tipo Argissolos Vermelho- Amarelo Eutrófico, no qual ocorrem em associação com sedimentos presentes na Formação Barreiras, e distróficos, com grande quantidade de argila.

Associados a essas classificações e de acordo com a classificação do SiBCS (Sistema Brasileiro de Classificação de Solos), o nível de saturação por bases nos solos identifica o seu nível de fertilidade, solos que possuem nível igual ou superior a 50.

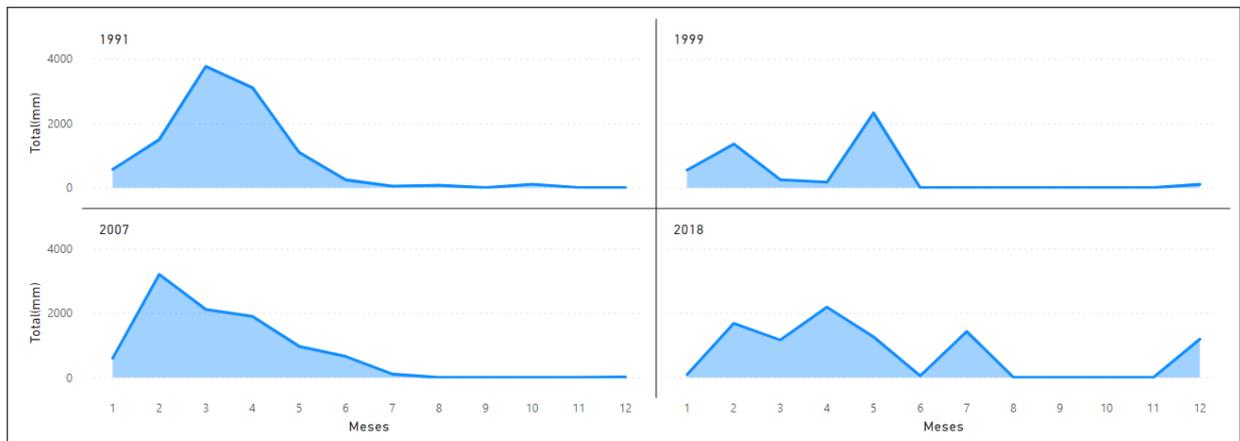
Os Neossolos, de acordo com o SBiCS, são considerados solos constituídos por

4.4.4 Clima

Kopp en define o clima da regi o de S o Gonalo como: tropical quente e  mido com chuvas de ver o, apresentando temperaturas elevadas e baixos  ndices de nebulosidade e de amplitudes t rmicas, forte insolao, elevadas taxas de evaporao e irregularidade na distribuio das chuvas.

A pluviosidade m dia em S o Gonalo do Amarante   de 1.026,4 mm com temperatura m dia anual de 26 , chuvas concentradas de janeiro a junho, e potencial de evapotranspirao superior   precipitao (NIMER, 1972; IPECE, 2010) e por fazer parte de uma regi o litor nea, o clima litor neo se faz presente, com dois per odos bem definidos e que geralmente possuem a mesma durao ao longo do ano. O primeiro per odo, que corresponde ao primeiro semestre do ano,   caracterizado por chuvas que se concentram entre os meses de janeiro a junho, no qual possuem suas m ximas pluviom tricas ocorrendo entre maro e abril. O segundo per odo   representado pelos per odos secos, no qual a estiagem de chuvas ocorre entre os meses de julho e dezembro, sendo este  ltimo m s muitas vezes alterado pela ocorr ncia de chuvas separadas. (Gr fico 1)

Figura 9 – Distribuio da precipitao por meses para o Munic pio de S o Gonalo do Amarante-CE



Fonte: elaborado pela autora adaptado de Funceme (2019)

4.4.5 Recursos Hidr cos

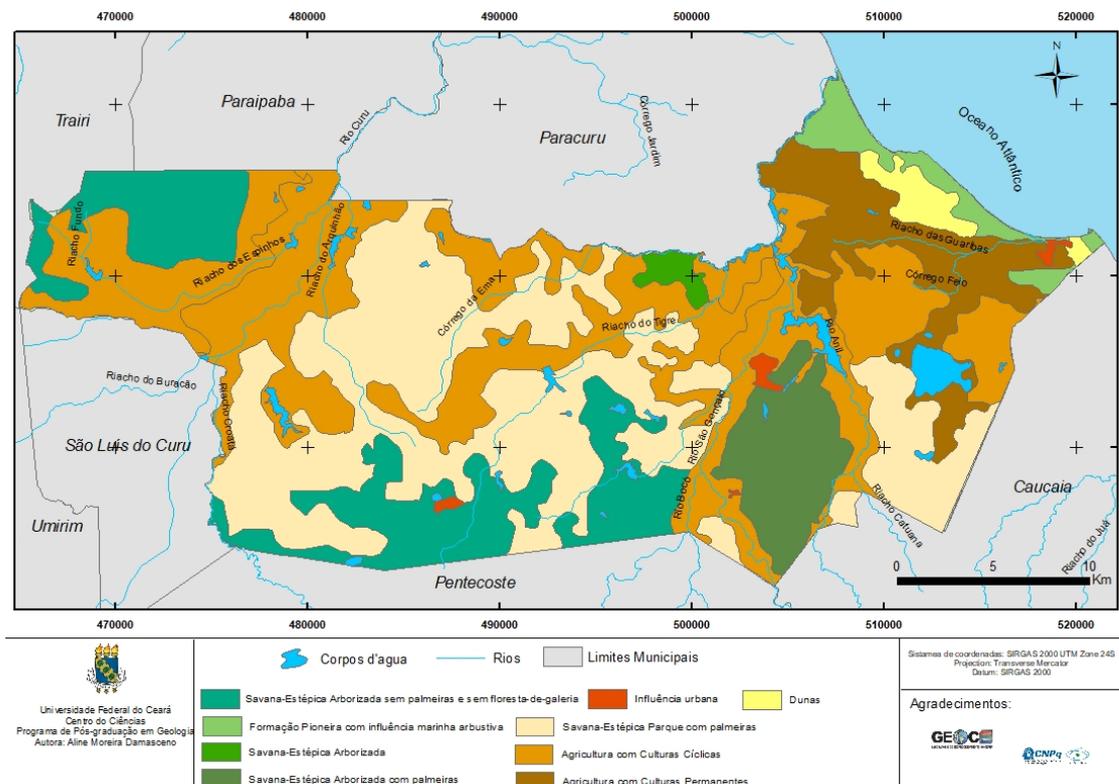
As bacias caracterizadas como Bacias Metropolitanas, formam um conjunto de 16 sub-bacias situadas a nordeste do Estado do Cear , possuindo como limite ao norte o Oceano Atl ntico, ao sul a bacia do Banabui , a leste a bacia do rio Jaguaribe e ao oeste a bacia do rio

principalmente no comportamento dos solos e das rochas da área. Essas condições aliadas ao comportamento climático, exercem um importante papel no sentido de abastecimento dos mananciais.

4.4.6 Vegetação

De acordo com Albuquerque *et al.* (1982), a compreensão dos componentes vegetacionais de uma região é importante para interpretar e entender as modificações ocasionadas principalmente pelo uso e ocupação da terra. De acordo com dados da Funceme (2009), existe uma crescente descaracterização florística motivada pela intensidade do uso e ocupação da terra na região de São Gonçalo do Amarante, representado pela ocorrência de plantas adensadas e com porte arbóreo-arbustivo como a massaranduba da praia (*Manilkara triflora*), angélica (*Guetarda angélica*), amarelão (*Buchenavia capifata*), coaçu (*Coccoloba latifolia*), torém (*Cecropia palmata*) e quebra-machado (*Chamaecrista ensiformis*).

Figura 11 – Mapa de vegetação para o município de São Gonçalo do Amarante



Fonte: A autora, adaptado de IBGE (2019)

A assimilação dessas informações é significativa, pois os componentes vegetacionais são os responsáveis da manipulação dos fluxos energéticos e da matéria orgânica, que são os

maiores representantes dos elementos relacionados tanto a continuidade da vida quando da sustentabilidade produtiva. Com relação ao quadro florístico que cobre o território cearense, de uma forma em geral tem-se representado exemplares de Vegetação Pioneira Psamófila, vegetação Subperenifólia de Dunas, Vegetação Subcaducifólia de Tabuleiro, Vegetação de Várzea, Vegetação Aquática, Floresta Perenifólia Paludosa Marítima de Mangue e a Caatinga.

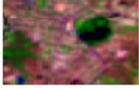
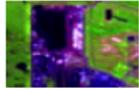
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Em função da complexidade para identificar e diferenciar algumas classes, tais como vegetação antropizada referente a áreas de agricultura, este estudo empregou fontes de dados extras que pudessem auxiliar na interpretação das classes, tais como o Relatório Final de Mapeamento de Uso e Cobertura do solo, realizado pela Semace em 2016, e também a agregação do mapeamento Banco de Dados Ambientais recentemente divulgados pelo IGBE IBGE (2019). O resultados serão apresentados a seguir seguindo a ordem de etapas de classificação com SVM e em seguida a realização da acuracia para cada mapa de uso e ocupação gerados, assim como o cálculo do índice KAPPA.

5.1 Classificação das classes de de uso do solo

A aplicação do SVM permitiu uma separação coerente de algumas classes de uso do solo, principalmente a classe de Vegetação e Area antropizada para todos os anos, sendo 1991 o ano que possuiu o melhor resultado de separação. A isso foi atribuido a naturalidade da paisagem, sem muitas intervenções antropicas como ocupações residenciais e a própria construção do porto ja observada no ano de 1999, no qual identificou-se uma maior dificuldade no processo de separação, condicionado ao aumento das modificações na região. A tabela 12 a seguir, está apresentado os exemplos de amostras de treinamento coletadas para a inserção no algoritmo SVM.

Figura 12 – Tabela de amostras para as classes

Classes	Descrição	Amostras/classes	Cor/Legenda
Água	Áreas de rios e lagoas identificadas pelo reflexo das cores escuras ou azuis fortes.		
Área antropizada	Edificações no geral estradas identificadas pelas linhas entre as edificações.		
Vegetação Caatinga	Áreas que alternam com porções de vegetações tornando um contraste escurecido acentuado comparada a vegetação		
Dunas	Áreas de sedimentos arenoso		
Vegetação Antropizada	Áreas de cultivo diversos, identificadas por uma geometria regular		
Vegetação	Áreas de vegetações robustas que se destacam pelo formato de distribuição e pela cor verde acentuada		
Área portuária	Área mais escura com identificação de elementos com cores metálicas a roxeadas		

Fonte: A autora

5.2 Avaliação da Acurácia

Após a realização da classificação, o próximo passo realizado foi avaliar a acurácia da mesma. Para a realização da acurácia foi utilizado o plugin ACATaMA, disponibilizado através do software QGIS. O plugin foi projetado para avaliar a precisão dos mapas temáticos, assim como para estimar as áreas de classe do mapa, e possui como referência as metodologias recomendadas por Olofsson *et al.* (2014).

Para a realização da avaliação da acurácia foi utilizado o método de Amostragem aleatória estratificada, que permite a divisão da área em estratos menores com um número específico para cada estrato presentes dentro da área de estudo. Finegold *et al.* (2016). O próprio plugin distribui os pontos necessários já realizando um cálculo com relação à área da imagem inserida. Para a região de São Gonçalo do Amarante foram gerados 396 pontos aleatórios distribuídos ao longo da imagem.

A exatidão se refere assim ao índice que resulta do posicionamento da distribuição espacial das amostras coletadas para cada uma das classes que foram mapeadas. Essa técnica,

segundo Congalton e Biging (1992), é uma das mais utilizadas na verificação de acurácia da classificação de dados de sensoriamento remoto. A matriz de confusão, segundo Foody (2002) sugere uma base para descrever a precisão da classificação realizada assim como ajuda na caracterização dos erros, permitindo assim um maior refinamento da classificação.

Dessa maneira, através da sistematização de um projeto de amostragem, da delimitação da quantidade de pontos necessários para distribuição que cobrissem as classes, obteve-se a acurácia de classificação, que incluem dados sobre a exatidão global, erros de inclusão, omissão e produtor, realizados para cada classe temática para cada ano respectivamente para por fim, realizar o cálculo do coeficiente Kappa, que auxilia na avaliação do classificador escolhido. Nesta fase de computação das estatísticas das classes temáticas para o método de classificação por região, foi possível avaliar a melhor performance de cada classe temática individualmente.

Essa metodologia, de acordo com Moreira *et al.* (2007), permite testar a qualidade de mapeamento temático, assim como avaliar a exatidão e precisão do mesmo. O resultado de uma das matrizes de confusão é apresentado na Tabela 3, que traz as classes e suas respectivas amostras distribuídas para o ano de 1991 a fim de exemplificar o resultado da avaliação da acurácia.

Tabela 2 – Matriz de confusão para o ano de 1991.

	Água	Área antropizada	Caatinga	Dunas	Vegetação antropizada	Água
Água	7	1	0	0	1	5
Área antropizada	1	0	15	0	4	12
Caatinga	1	0	69	0	4	41
Dunas	0	0	0	10	0	0
Vegetação antropizada	1	0	3	5	5	10
Vegetação	2	0	26	0	5	168

Fonte: A autora

A diagonal principal da matriz representa o peso que cada classe tem na avaliação da acuracidade temática, enquanto os elementos fora da diagonal contemplam os pesos de cada erro de associação entre as classes, ou seja, o peso da divergência entre as classes. A acurácia do usuário, se refere às estimativas das frações de pixels do mapeamento, para cada classe, corretamente classificados, e está associada ao erro de comissão, que é o erro cometido ao atribuir um pixel à classe de entrada, quando este pertence a alguma outra classe. Essas métricas todas estão associadas a confiabilidade de cada classe mapeada. A Tabela apresenta os resultados da exatidão global para os demais anos, de calculado de acordo com a respectivas matrizes de confusão de cada ano.

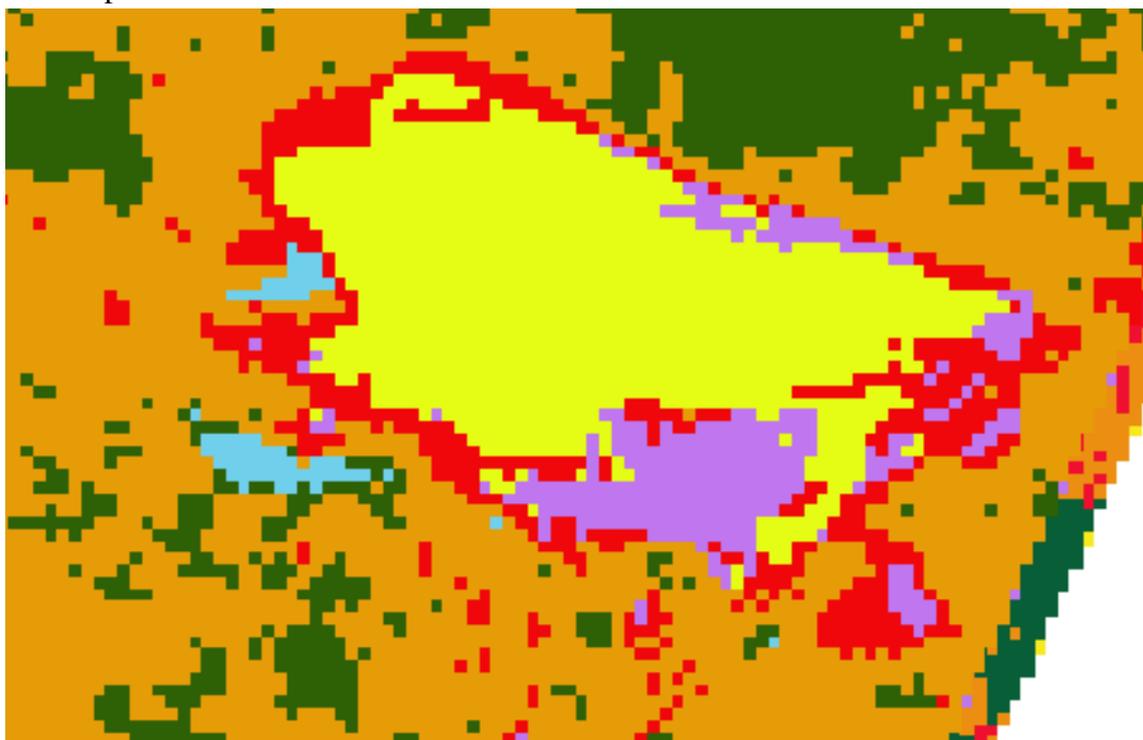
Tabela 3 – Resultados índice de exatidão global para as classificações

Classificação	Exatidão global
1991	0.65
1999	0.60
2007	0.35
2018	0.48

Fonte: A autora

A partir da matriz de confusão de cada classe, é realizado o cálculo da exatidão global, calculado dividindo-se a soma da diagonal principal da matriz de confusão pelo número total de amostras coletadas (FIGUEIREDO; VIEIRA, 2007). Com relação aos resultados alcançados com o uso do svm, foi possível notar que para o objetivo esperado, que era a separação das classes de uso do solo a partir do fornecimento de amostras das imagens, o método proporcionou um resultado satisfatório. Foi possível notar que de fato, as classes foram bem identificadas de acordo com a amostra fornecida. No entanto foi possível observar que para o ano de 1991, o resultado ocorreu de forma mais precisa do que para os demais. Para o ano de 1999 em diante, já foi possível perceber que ocorreu uma confusão de classes no processamento do algoritmo. Classes que apresentam contrastes mais fortes como a classe de Dunas, por exemplo, o algoritmo não conseguiu separar muito bem com a classe de Área portuária. Como apresentado na figura 13 abaixo.

Figura 13 – Exemplo de confusão de classes entre área de dunas (amarelo) e a área portuária (roxo) para o Mapa de 1999



Fonte: A autora

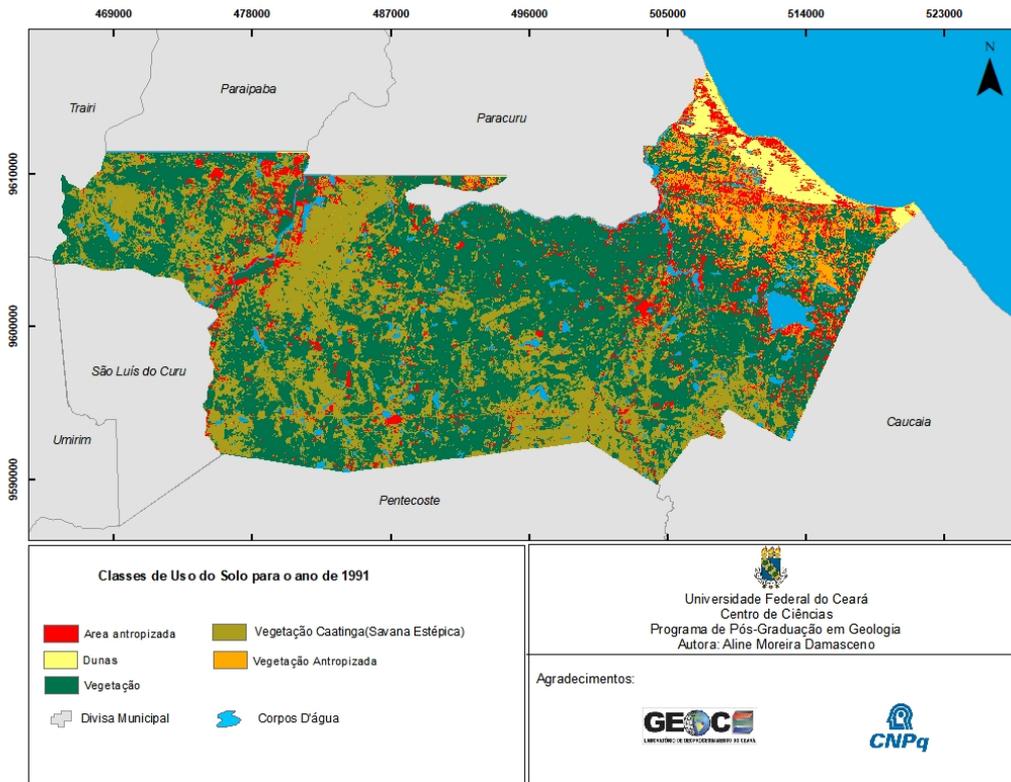
Porém, foram analisadas também características como o tamanho da área utilizada, e a resolução das imagens utilizadas. As imagens Landsat possuem resolução de 30m2, e são consideradas imagens de baixa dimensionalidade por conterem também, poucas quantidades de bandas espectrais. Fator esse que seria contornado se as imagens fossem de alta resolução, pois os vetores de médias calculados pelo svm seriam próximos entre si, o que proporcionaria um alto grau de acurácia para divisão das classes. principalmente com relação a resposta dos mapeamentos, dada a complexidade de elementos presentes nas imagens e que variavam ao longo dos anos. No entanto, é importante enfatizar o processo de coleta de pontos amostrais, realizado através da geração de 325 pontos aleatórios distribuídos uniformemente nas respectivas imagens mapeadas, para a geração do mapeamento o que auxiliou ainda mais no processo de validação e acurácia.

5.3 Resultado do Mapeamento das Classes de uso do solo com SVM

A resposta do mapeamento de uso do solo para o município de São Gonçalo do Amarante, representou as significativas mudanças que ocorreram no município ao longo dos anos analisados. Uma das modificações mais perceptíveis foi com relação a dinâmica de modificação que ocorreu nas áreas de caatinga(savana estépica), sendo a caatinga considerado o bioma mais frágil entre os existentes (THOMAZ *et al.*, 2009). Essa mudança foi observada nos mapas de uso de solo a partir do ano de 1999, onde houve um aumento da expansão das áreas de vegetação antrópica e das áreas antropizadas, consideradas como casas, estradas e etc. Considerando ainda que a caatinga ocupa a maior parte do território de São Gonçalo do Amarante, de acordo com o mapeamento realizado pelo BDIA, buscou-se como base para compreensão desses processos de ocupação, a relação da associação das informações das imagens, o processo de imigração das áreas rurais na região, assim com a história relacionada à organização territorial do município a fim de encontrar um padrão que explique a mobilidade de atividades que relacione a mudança da paisagem.

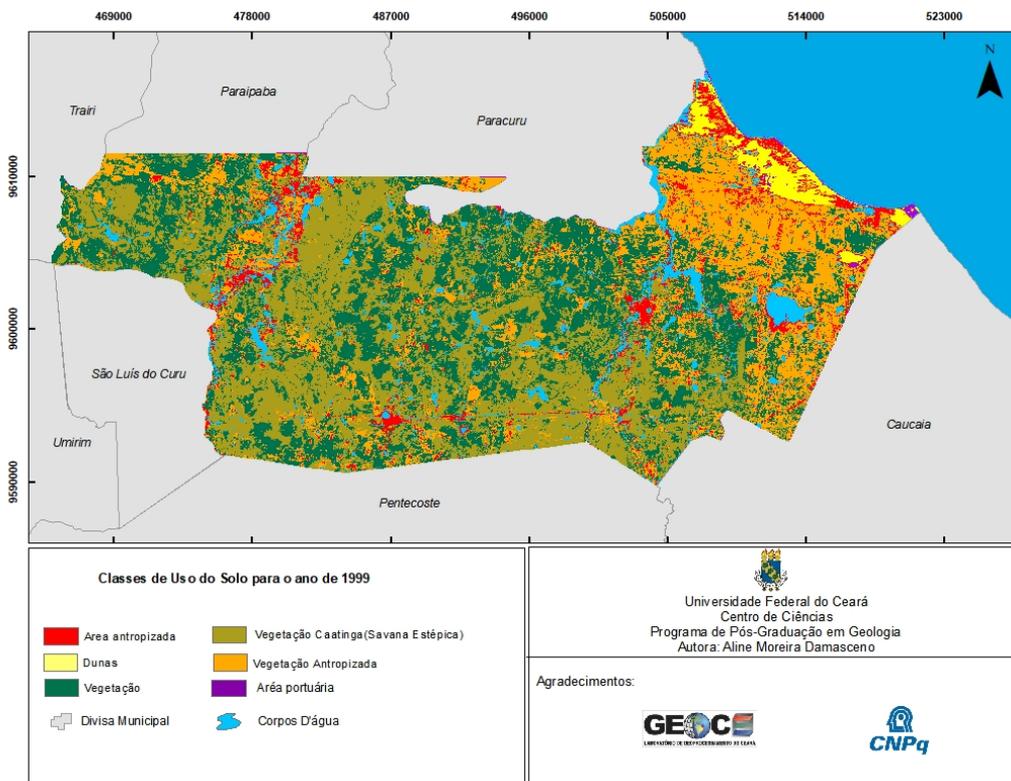
O resultado do mapeamento de uso do solo para os anos de 1991, 1999 estão apresentados nas figuras 14 e 15. No ano de 1999, já é possível identificar os inícios das construções do Porto do Pecém. É possível perceber também um maior realce para a vegetação de caatinga na região comparado ao ano de 1991, que faz jus por ser o elemento que compõe a maior parte do território oeste do município segundo Fernandes (1998).

Figura 14 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 1991



Fonte: A autora

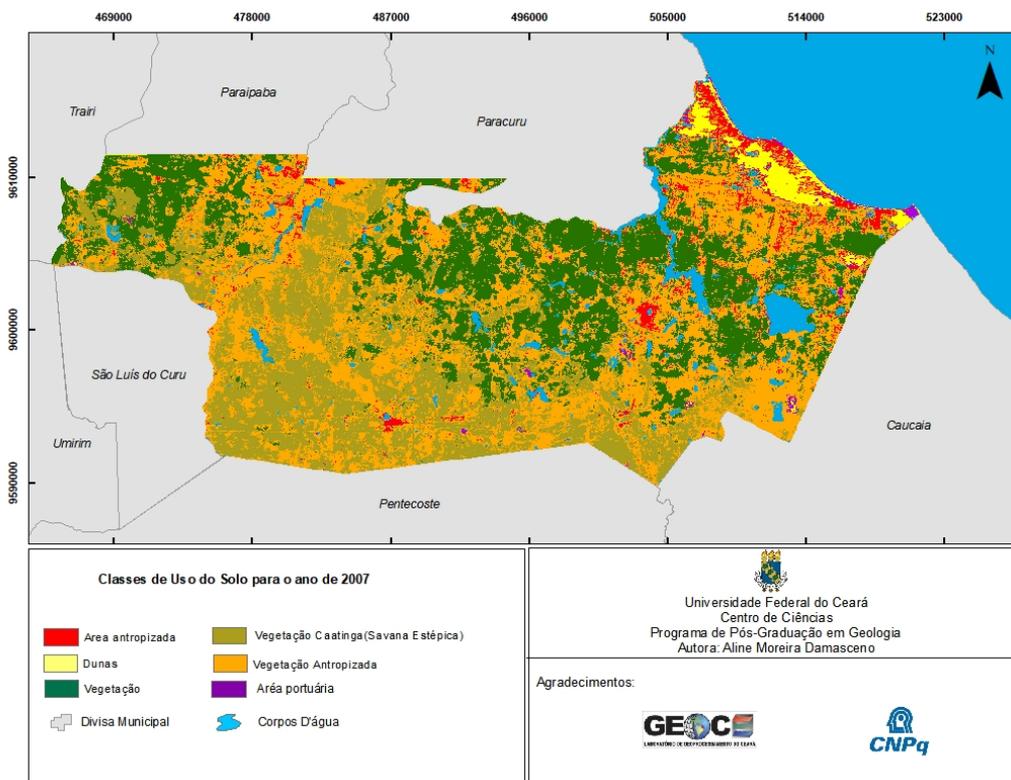
Figura 15 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 1999



Fonte: A autora

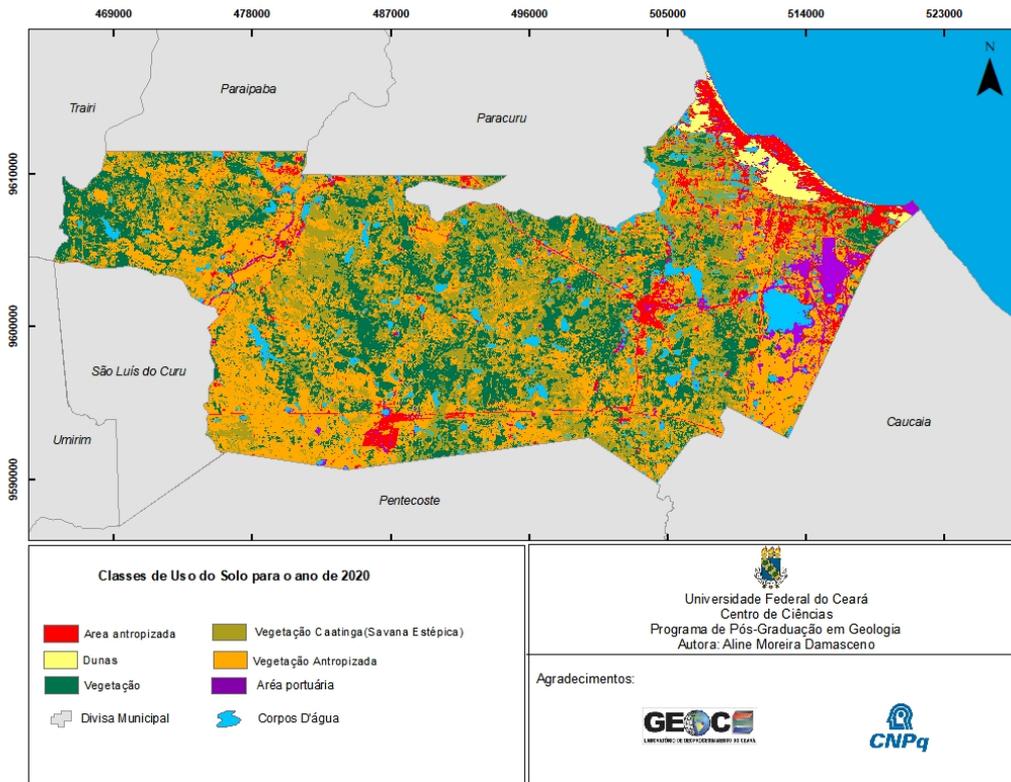
A classe de Vegetação em 1999 apresentou redução quando comparada a de 1991, enquanto que a classe antropizadas sobre ambos sistemas. O ano de 2007 já apresenta uma redução do uso da área de Vegetação natural e o surgimento da área portuária. Esse processo de variação ocorreu em paralelo ao processo de desenvolvimento industrial e turístico na região ao longo dos anos, devido as demandas por espaço e mão de obra do Complexo Industrial e Portuário do Pecém, que iniciou suas obras em 1992 e que inaugurou as atividades de produção em 2002, essa variação da ocupação e ao longo dos anos pode ser observada nos mapas de mudanças do uso do solo quando se observa a distribuição do padrão da classe uso antropico e vegetação antropizada, outro fator observado foi o aumento da vegetação antropizada e a relação de ocupação destes distritos com a expansão imobiliária observada também em 2018, com a delimitação de uma região loteada em Croatá, situado na região sudoeste do município. Este fator demonstra um forte crescimento principalmente nas demandas de ocupação em áreas urbanas, com o grande número de estabelecimentos comerciais, industriais e turísticos, devido a implementação do Complexo Industrial e Portuário do Pecém (CIPP), finalizado em 2002, e considerado como sendo um dos grandes projetos modificadores na região (BORGES, 2014).

Figura 16 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 2007



Fonte: A autora

Figura 17 – Resultado aplicação do SVM para o ano de 2020



Fonte: A autora

De acordo o levantamento das porcentagens com o resultado dos dados dos mapeamentos representados pela figura 18, 2007 foi um ano de modificações significativas na paisagem. A expansão do Porto do Pecém quando comparada ao ano de 1999 que era de 0,35% em 2007, passa a ser de 2,84%. Os Dunas (sedimentos arenosos), em 1991 possuíam o total de 2,52% e em 1999 representavam 2,17%, já em 2007 houve uma diminuição passando a possuir 1,57% de área ocupada, podendo ser relacionado com o aumento das atividades relacionadas a vegetação antropizada, que passaram de 6,39% em 1999 para 22,89% em 2007. As áreas de Vegetação natural, em 1991 ocupavam 52,57%, em 2007 sofreram uma grande redução, passando a representar 24,03% da área. Áreas de vegetação da caatinga, sofreram reduções gradativas quando comparadas a 1991 que tinham 30,04%, passando a 23,81% em 2007. No ano de 2020, as variações foram medianas a poucas com relação aos anos anteriores. Com ênfase para o aumento da vegetação antropizada que em 1991 possuía um valor de 6,39% e em 2020 apresentava 41,83%. Essa modificação na economia da região, teve uma grande influência do setor industrial que veio acompanhado com as expansões portuárias. O CIPP passou a ser uma das maiores representatividades da produção industrial do Ceará e iniciou uma tendência de pessoas à procura de emprego, realçando assim o processo de sua expansão urbana e estendendo o espaço metropolitano (DIÓGENES, 2012).

Figura 18 – Porcentagem das áreas distribuídas por anos

	1991	1999	2007	2020
Classe	%	%	%	%
<i>Área antropizada</i>	8,48%	5,87%	6,64%	3,71%
<i>Vegetação Caatinga</i>	30,04%	34,73%	23,81%	24,26%
<i>Dunas</i>	2,52%	2,17%	1,57%	2,13%
<i>Vegetação Antropizada</i>	6,39%	22,89%	36,43%	41,83%
<i>Vegetação</i>	52,57%	33,99%	24,03%	28,07%
<i>Área portuária</i>	x	0,35%	2,84%	0,58%

Fonte: A autora

6 CONCLUSÃO

Este trabalho se propôs a realizar uma apresentação do método SVM (Support Vector Machine) para a realização de uma classificação supervisionada em imagens de baixa resolução como as Landsat. O uso dessas imagens se mostraram bastante interessantes para solucionar a questão de análise multitemporais de longas datas, como 1991 e 1999. Esta pesquisa constatou também a eficácia da utilização destas imagens, para este tipo de estudo, que continuam sendo ótimas aquisições, gratuitas e de fácil acesso.

Com relação a aplicação do SVM, considerando ser um sistema de aprendizagem de máquina, o mesmo necessita de amostras, sendo assim observou-se que mesmo aumentando o número de pontos de coletas de amostras distribuídos ao longo da imagem, a qualidade do mapeamento poderia ter alcançado um nível maior de acerto, recomenda-se assim a aplicação do método em imagens de alta resolução para meios comparativos. Constatou-se que com o método de aprendizado de máquina em casos de imagens de baixa resolução como as usadas neste trabalho, podem apresentar confusão com a detecção de classes, mesmo com o fornecimento das amostras de pixel. E para o aprofundamento ainda utilizando imagens landsat, indica-se a aplicação de estudos com algoritmos especializados que ajudam a otimizar o processo de reconhecimento mais aprofundado dos pixels de imagens, assim como a adição de um maior número de datas (anos), pois seria interessante no sentido de realizar um mapeamento de previsão do uso para os anos seguintes.

Por fim, foi apresentado, as taxas de exatidão global, juntamente com uma avaliação do mapeamento do uso do solo gerado a partir do SVM, feito com o auxílio de matérias como relatórios ambientais, artigos e mapeamentos com o objetivo de encontrar similaridade ou proximidade com o resultado gerado. No entanto, mesmo com as limitações citadas acima, foi possível obter resultados satisfatórios, para essas taxas de acurácia, com os valores variando de 50% a 40%, considerados valores bons para resultados de acurácia. Porém, recomenda-se ainda a realização do trabalho de campo para a verificação dos pontos de verdade no município em mapeamentos futuros e para o levantamento do nível de acerto e erro comparando o que pode ser obtido com o uso de técnicas de aprendizado de máquina, afim de aprimorar e otimizar cada vez os mapeamentos relacionados as mudanças de uso do solo.

REFERÊNCIAS

- AB’SABER, A. N. Um conceito de geomorfologia a serviço das pesquisas sobre o quaternário. **Geomorfologia, São Paulo**, v. 18, p. 1–23, 1969.
- ALBUQUERQUE, S. de; SOARES, J.; FILHO, J. de A. Densidade de espécies arbóreas e arbustivas em vegetação de caatinga. **Embrapa Semiárido-Comunicado Técnico (INFOTECA-E)**, Petrolina: EMBRAPA-CPATSA, 1982., 1982.
- ALMEIDA, E. **Econometria espacial Aplicada**. 3. ed. [S. l.]: Alínea Editora, 2012. ISBN 978-95-7516-601-7.
- ANDERMANN, C.; GLOAGUEN, R. Estimation of erosion in tectonically active orogenies. example from the bhotekoshi catchment, himalaya (nepal). **International Journal of Remote Sensing**, Taylor & Francis, v. 30, n. 12, p. 3075–3096, 2009.
- ANDERSON, J. R. **A land use and land cover classification system for use with remote sensor data**. [S. l.]: US Government Printing Office, 1976. v. 964.
- BENEVIDES, A. **Comitê das bacias hidrográficas da região metropolitana de Fortaleza (CBH-RMF): trajetória e desafios para a gestão hídrica participativa**. 2011. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Geografia, Universidade Federal de Ceará, 2011.
- BERNARDI, H.; DZEDZEJ, M.; CARVALHO, L.; JÚNIOR, F. A. Classificação digital do uso do solo comparando os métodos “pixel a pixel” e orientada ao objeto em imagem quickbird. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. [S. l.], 2007. v. 13, p. 5595–5602.
- BERTRAND, G. Paisagem e geografia física global: esboço metodológico. tradução olga cruz–caderno de ciências da terra. **Instituto de Geografia da Universidade de São Paulo**, nº13, 1972.
- BERTRAND, G. Paisagem e geografia física global. esboço metodológico. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 8, 2004.
- BURLEY, T. M. Land use or land utilization? **The Professional Geographer**, Taylor & Francis, v. 13, n. 6, p. 18–20, 1961.
- CÂMARA, G. Modelos, linguagens e arquiteturas para bancos de dados geográficos. **São José dos Campos**, v. 264, 1995.
- CAMPBELL, J. B.; WYNNE, R. H. **Introduction to remote sensing**. [S. l.]: Guilford Press, 2011.
- CAO, X.; XU, Y. W.; CHEN, D.; QIAO, H. Associated evolution of a support vector machine-based classifier for pedestrian detection. **Information Sciences**, Elsevier, v. 179, n. 8, p. 1070–1077, 2009.
- CARVALHO, M. S.; STRUCHINER, C. J. Análise de correspondência: uma aplicação do método à avaliação de serviços de vacinação. **Cadernos de Saúde Pública**, SciELO Brasil, v. 8, p. 287–301, 1992.
- CEARÁ, I.-I. de Pesquisa e Estratégia Econômica do. **Ceará em Mapas**. [S. l.], 2007.

CHRISTOFOLETTI, A. Geomorfologia fluvial-o canal fluvial. vol. 1. **São Paulo: Ed. Edgard Blücher**, 1981.

CONGALTON, R. G. Accuracy and error analysis of global and local maps: Lessons learned and future considerations. **Remote Sensing of Global Croplands for Food Security**, CRC/Taylor & Francis, Boca Raton, FL, v. 441, p. 47–55, 2009.

CONGALTON, R. G.; BIGING, G. A pilot study evaluating ground reference data collection efforts for use in forest inventory. **Photogrammetric engineering and remote sensing**, v. 58, n. 12, p. 1669–1671, 1992.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. [S. l.]: CRC press, 2019.

CROSTA, A.; FILHO, C. D. S. Evaluating aviris hyperspectral remote sensing data for geological mapping in laterized terrains, central brazil. In: **APPLIED GEOLOGIC REMOTE SENSING-INTERNATIONAL CONFERENCE-**. [S. l.: s. n.], 1997. v. 2, p. II–430.

DANTAS, J. Mapa geológico do estado de pernambuco. **DNPM. Recife**, 1980.

EASTMAN, J. R. Idrisi kilimanjaro: guide to gis and image processing. Clark Labs, Clark University Worcester, 2003.

FERNANDES, A. Fitogeografia brasileira. **Fortaleza: Multigraf**, v. 340, 1998.

FIGUEIREDO, G. C.; VIEIRA, C. A. O. Estudo do comportamento dos índices de exatidão global, kappa e tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v. 13, p. 5755–5762, 2007.

FILHO, B. S. S. Análise de paisagem: Fragmentação e mudanças. **Departamento de Cartografia, Centro de Sensoriamento Remoto–Instituto de Geociências/UFMG. Belo Horizonte-MG**, 1998.

FILHO, M. da C. A.; MENESES, P. R.; SANO, E. E. Sistema de classificação de uso e cobertura da terra com base na análise de imagens de satélite. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 59, n. 2, 2007.

FINEGOLD, Y.; ORTMANN, A.; LINDQUIST, E.; D’ANNUNZIO, R.; SANDKER, M. Map accuracy assessment and area estimation: a practical guide. **Food and Agriculture Organization of the United Nations: Rome, Italy**, 2016.

FOODY, G. Classification accuracy assessment: some alternatives to the kappa coefficient for nominal and ordinal level classifications. **Remote Sensing-from Research to Operation. Remote Sensing Society, Nottingham**, p. 529–538, 1992.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote sensing of environment**, Elsevier, v. 80, n. 1, p. 185–201, 2002.

FORMAN, R.; GORDON, M. Landscape ecology–john wiley. **New York**, v. 619, 1986.

FUNCEME. **Compartimentação Geoambiental do Estado do Ceará**. [S. l.], 2009.

FUNCEME. **serie historica de chuvas do Ceara**. [S. l.], 2019.

GAIAD, N.; MARTINS, A. P.; DEBASTIANI, A.; CORTE, A. P.; SANQUETTA, C. R. Uso e cobertura da terra apoiados em algoritmos baseados em aprendizado de máquina: O caso de mariana-mg. **Enciclopédia Biosfera**, v. 14, n. 25, 2017.

GEOCIÊNCIAS, I. D. de. Manual técnico da vegetação brasileira. **Rio de Janeiro**, 1992.

GIGANDET, X.; CUADRA, M. B.; POINTET, A.; CAMMOUN, L.; CALOZ, R.; THIRAN, J.-P. Region-based satellite image classification: method and validation. In: IEEE. **IEEE International Conference on Image Processing 2005**. [S. l.], 2005. v. 3, p. III–832.

GIRÃO, O.; CORREA, A. d. B. A contribuição da geomorfologia para o planejamento da ocupação de novas áreas. **Revista de Geografia**, UFPE DCG/NAPA Recife, v. 21, n. 2, p. 36–58, 2004.

GONÇALVES, P.; CARRÃO, H.; PINHEIRO, A.; CAETANO, M. *et al.* Land cover classification with support vector machine applied to modis imagery. **Global developments in environmental earth observation from space**, Citeseer, p. 517–525, 2006.

GONG, P.; HOWARTH, P. An assessment of some factors influencing multispectral land-cover classification. **Photogrammetric engineering and remote sensing**, v. 56, n. 5, p. 597–603, 1990.

GORAYEB, A.; SOUZA, M. J. N. de; FIGUEIRÊDO, M. C. B. de; ARAÚJO, L. d. F. P.; ROSA, M. de F.; SILVA, E. V. da. Aspectos geoambientais, condições de uso e ocupação do solo e níveis de desmatamento da bacia hidrográfica do rio curu, ceará-brasil. **GEOGRAFIA (Londrina)**, v. 14, n. 2, p. 85–106, 2005.

IBGE. Disponível em:< <http://www.censo2010.ibge.gov.br/>>. **Acesso em**, v. 23, 2010.

IBGE. **Banco de Dados de Informações Ambientais**. <https://bdiaweb.ibge.gov.br/home>, 2019.

KARAN, S. K.; SAMADDER, S. R. Accuracy of land use change detection using support vector machine and maximum likelihood techniques for open-cast coal mining areas. **Environmental monitoring and assessment**, Springer, v. 188, n. 8, p. 1–13, 2016.

KING, L. C. Canons of landscape evolution. **Geological Society of America Bulletin**, Geological Society of America, v. 64, n. 7, p. 721–752, 1953.

KLEINPAUL, J. J. *et al.* **Análise multitemporal da cobertura florestal da microbacia do Arroio Grande, Santa Maria, RS**. 2005. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Engenharia Florestal, Universidade Federal de Santa Maria, 2005.

KNUDBY, A.; LEDREW, E.; BRENNING, A. Predictive mapping of reef fish species richness, diversity and biomass in zanzibar using ikonos imagery and machine-learning techniques. **Remote Sensing of Environment**, Elsevier, v. 114, n. 6, p. 1230–1241, 2010.

LIU, Q.; GUO, Y.; LIU, G.; ZHAO, J. Classification of landsat 8 oli image using support vector machine with tasseled cap transformation. In: IEEE. **2014 10th International Conference on Natural Computation (ICNC)**. [S. l.], 2014. p. 665–669.

MAGALHÃES, C. C. **Análise Geoambiental e Alterações Socioespaciais na Planície Litorânea de São Gonçalo do Amarante-CE**. 2014. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Geografia, Universidade Federal do Ceará, 2014.

- MANANDHAR, R.; ODEH, I. O.; ANCEV, T. Improving the accuracy of land use and land cover classification of landsat data using post-classification enhancement. **Remote Sensing, Molecular Diversity Preservation International**, v. 1, n. 3, p. 330–344, 2009.
- MANTERO, P.; MOSER, G.; SERPICO, S. B. Partially supervised classification of remote sensing images through svm-based probability density estimation. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, IEEE, v. 43, n. 3, p. 559–570, 2005.
- MARCEAU, D. J.; GRATTON, D. J.; FOURNIER, R. A.; FORTIN, J.-P. Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment. 2. the optimal spatial resolution. **Remote Sensing of Environment**, Elsevier, v. 49, n. 2, p. 105–117, 1994.
- MASCARENHAS, N. D.; VELASCO, F. R. **Processamento digital de imagens**. [S. l.]: INPE, 1984.
- MASELLI, L. Z.; NEGRI, R. G. Integração entre estratégias multiclases e diferentes funções kernel em máquinas de vetores suporte para classificação de imagens de sensoriamento remoto. **Rev. Bras. Cartogr**, v. 71, n. 1, p. 149–175, 2019.
- MASTELLA, A. F. M.; VIEIRA, C. A. O. Acurácia temática para classificação de imagens utilizando abordagens por pixel e por objetos. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 70, p. 1618–1643, 2018.
- MATHER, P. Computer processing of remotely-sensed images: An introduction. 3rd edn john wiley & sons ltd. **Chichester, UK**, p. 339, 2004.
- MEIRELES, A.; SILVA, E. d. Abordagem geomorfológica para a realização de estudos integrados para o planejamento e gestão em ambientes flúvio-marinhos. **Scripta Nova. Revista electrónica de geografía y ciencias sociales, Universidad de Barcelona**, v. 6, n. 118, p. 15, 2002.
- MELGANI, F. Contextual reconstruction of cloud-contaminated multitemporal multispectral images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, IEEE, v. 44, n. 2, p. 442–455, 2006.
- METZGER, J. P. Estrutura da paisagem e fragmentação: análise bibliográfica. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, Academia Brasileira de Ciências, v. 71, n. 3, p. 445–463, 1999.
- MMA, B. M. do M. A. **Projeto de conservação e utilização sustentável da diversidade biológica brasileira: relatório de atividades**. [S. l.]: Ministério do Meio Ambiente Brasília, 2002.
- MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G.; CARVALHO, M.; DRUCK, S. Análise espacial de dados geográficos. **Brasília: Embrapa**, 2004.
- MONTEIRO, C. L. S. *et al.* Proposta de classificação do uso e da cobertura da terra e sua representação cartográfica na escala 1: 10.000. Florianópolis, SC, 2008.
- MONTEIRO, N. **Os efeitos da política de desenvolvimento no litoral cearense e as estratégias para a sustentabilidade: o caso do Pecém – São Gonçalo do Amarante**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Internacional de Lisboa / Universidade Estadual Vale do Acaraú, 2001.

- MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T.; BERNARDES, T. Uso de imagens do google earth capturadas através do software stitch map e do tm/ladsat-5 para mapeamento de lavouras cafeeiras–nova abordagem metodológica. **XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Curitiba**, p. 481–488, 2011.
- MOREIRA, M. L. O.; MEDEIROS, L. C.; COSTA, H. F. da. Integração de dados multifontes para mapeamentos temáticos. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 1, n. 1, p. 28–36, 2007.
- MOURA, P. Vulnerabilidade de aquíferos: uso dos métodos drastic e god na porção norte do complexo industrial e portuário do pecém, estado do ceará. 2014.
- NEGRI, R. G.; SANT’ANNA, S. J. S.; DUTRA, L. V. Aplicação de modelos de aprendizado semissupervisionado na classificação de imagens de sensoriamento remoto. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 20, n. 2, p. 32–55, 2013.
- NETO, F. O. L.; GORAYEB, A.; FILHO, N. de S. P. Análise das condições hidroclimáticas, hidrogeológicas e morfométricas da bacia hidrográfica do rio guaribas, ceará, brasil: subsídios para a gestão ambiental local. **Boletim campineiro de Geografia**, v. 14, n. 2, p. 1–19, 2014.
- OLOFSSON, P.; FOODY, G. M.; HEROLD, M.; STEHMAN, S. V.; WOODCOCK, C. E.; WULDER, M. A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. **Remote Sensing of Environment**, Elsevier, v. 148, p. 42–57, 2014.
- OTUKEI, J. R.; BLASCHKE, T. Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Elsevier, v. 12, p. S27–S31, 2010.
- PETROPOULOS, G.; KNORR, W.; SCHOLZE, M.; BOSCHETTI, L.; KARANTOUNIAS, G. Combining aster multispectral imagery analysis and support vector machines for rapid and cost-effective post-fire assessment: a case study from the greek wildland fires of 2007. **Natural hazards and earth system sciences**, Copernicus GmbH, v. 10, n. 2, p. 305–317, 2010.
- PORTELA; AMORIM; MONTEIRO; MARTINS, M. **Tutorial de SVM**. <https://lamfo-unb.github.io/2017/07/13/svm>, 2017.
- PORTELA, J. P.; FREIRE, G. S. S.; MORAES, M. V. A. R. Análise do uso e ocupação do litoral de são gonçalo do amarante–ceará-brasil. **Revista de Geociências do Nordeste**, v. 3, n. 2, p. 55–74, 2017.
- PRINA, B. Z.; TRENTIN, R. Gmc: Geração de matriz de confusão a partir de uma classificação digital de imagem do arcgis®. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto–SBSR**, p. 137, 2015.
- RADAMBRASIL, P. **Levantamento de recursos naturais**. [S. l.]: Ministério das Minas e Energia, Departamento Nacional da Produção Mineral . . . , 1973.
- REZENDE, J. d. O. **Solos coesos dos tabuleiros costeiros: limitações agrícolas e manejo**. [S. l.]: SEAGRI-SPA Salvador, 2000. v. 1.
- SANTOS, M.; SILVEIRA, M. L. **O Brasil: território e sociedade no início do século XXI**. [S. l.: s. n.], 2001.
- SOKOLONSKI, H. H. Manual técnico de uso da terra. **Rio de Janeiro: IBGE**, 1999.

- SOLOS, E. Sistema brasileiro de classificação de solos. **Rio de Janeiro**, v. 412, 1999.
- SOUSA, B. F. S. Aprendizado de máquina na detecção do uso do solo no bioma caatinga via sensoriamento remoto. 2009.
- SOUZA, C. G. *et al.* **Manual técnico de pedologia**. [S. l.]: IBGE, 1995.
- SUGUIO, K.; NOGUEIRA, A. C. R. Revisão crítica dos conhecimentos geológicos sobre a formação (ou grupo?) barreiras do neógeno e o seu possível significado como testemunho da alguns eventos geológicos mundiais= critical review of the geologic information about the neogenic barreiras formation (or group?) and its possible meaning as record of some worldwide geologic events. **Geociências**, Universidade Estadual Paulista, v. 18, n. 2, p. 461–480, 1999.
- TANG, S.; CHEN, C.; ZHAN, H.; ZHANG, T. Determination of ocean primary productivity using support vector machines. **International Journal of Remote Sensing**, Taylor & Francis, v. 29, n. 21, p. 6227–6236, 2008.
- THOMAZ, C.; COSTA, C. da; SILVA, F. H. da; LUCIANO, J. d. O.; OLIVEIRA, M. A. de. Análise da degradação da caatinga no núcleo de desertificação do seridó (rn/pb) analysis of degradation of 'caatinga' in the desertification nucleus of seridó-brazil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental-Agriambi**, Universidade Federal de Campina Grande, 2009.
- TRICART, J. **As zonas morfoclimáticas do nordeste brasileiro**. [S. l.]: Universidade da Bahia, 1959. v. 4.
- TROPPEMAIR, H.; GALINA, M. H. Geossistemas. **Mercator-Revista de Geografia da UFC**, Universidade Federal do Ceará, v. 5, n. 10, p. 79–89, 2006.
- VAPNIK, V.; GUYON, I.; HASTIE, T. Support vector machines. **Mach. Learn**, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995.