

INSTITUTO FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS SÃO MIGUEL DO OESTE
AGRONOMIA

ANDRÉ LUÍS LUI

O uso do geoprocessamento no monitoramento do solo descoberto em São
Miguel do Oeste/SC.

SÃO MIGUEL DO OESTE

2021

ANDRÉ LUÍS LUI

O USO DO GEOPROCESSAMENTO NO MAPEAMENTO DE ÁREAS SUS-
CETÍVEIS À EROSÃO PLUVIAL EM SÃO MIGUEL DO OESTE/SC

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como
requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em
Agronomia, do Curso Superior em Agronomia do
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de
São Miguel do Oeste, Santa Catarina.
Orientador Me. Maicon Fontanive
Coorientador Dr. Rafael Carlos Bispo

SÃO MIGUEL DO OESTE

2021

ANDRÉ LUÍS LUI

**O USO DO GEOPROCESSAMENTO NO MAPEAMENTO DE ÁREAS SUSCETÍ-
VEIS À EROSÃO PLUVIAL EM SÃO MIGUEL DO OESTE/SC**

Este trabalho foi aprovado pela Banca examinadora composta por Orientador: M.e. Maicon Fontanive; Coorientador: Dr. Rafael Carlos Bispo; membro avaliador Dr. Alcione Miotto; membro avaliador Dr. Rafael Aldighieri Moraes, na data 27 de julho de 2021, cujas notas e assinaturas constam em Ata de Defesa ou (Ficha de Avaliação). Por fim, as considerações propostas pela Banca foram incorporadas no trabalho, estando esse apto para arquivamento.



Maicon Fontanive

Instituto Federal Santa Catarina - campus São Miguel Do Oeste

RESUMO

Os processos de utilização do solo por ação antrópica, podem acelerar as perdas de solo por erosão pluviométrica, principalmente quando não se utilizam práticas conservacionistas, o que reduz a capacidade produtiva do solo ao carregar as partículas de nutrientes. Apesar da importância econômica e social, faz-se necessárias informações suplementares sobre a atividade agrícola no município de São Miguel do Oeste (SC), que busque a melhoria do sistema produtivo, sobretudo no âmbito da espacialização destas informações. Nesse contexto, objetivou-se com este trabalho caracterizar a ocupação de solo que fica exposto e mapear as mudanças de cobertura do solo em São Miguel do Oeste (SC) em intervalo de tempo de cinco anos, iniciando em 1985 até 2020. Para realizar o processamento digital das imagens, foi utilizado o software livre QGIS, gerando mapas nos intervalos das colheitas das principais culturas de interesse agrícola. Os mapas de solo exposto foram gerados por meio de técnicas de geoprocessamento. Foram utilizadas imagens de Landsat 5, 7 e 8 (USGS) e Santinel 2 (ESA). Para interpretação digital dos dados foram utilizados os classificadores do QGIS e análise estatística para qualificar as análises das imagens utilizadas. De acordo com os resultados parciais alcançados, pode-se afirmar que as áreas expostas eram predominantemente oriundas de práticas não conservacionistas. Por volta de 1990, áreas com sistema de plantio direto aumentaram significativamente, o que colaborou para a cobertura do solo. Desde o advento da produção leiteira, áreas para o cultivo de milho silagem, vem colaborando para a exposição de solo.

Palavras-chave: *Sensoriamento remoto, erosão pluviométrica, uso e cobertura do solo.*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	6
1.1 JUSTIFICATIVA	7
1.2 HIPÓTESE	8
1.3 OBJETIVOS	8
1.3.1 Objetivos Específicos.....	9
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	10
2.1 ASPECTOS HISTÓRICOS DA UTILIZAÇÃO DO SOLO EM SANTA CATARINA	11
2.1.1 Utilização do Solo em São Miguel do Oeste	11
2.1.2 Sensoriamento Remoto Aplicado ao Monitoramento de Solo Exposto	11
2.1.3 Regiões de Interesse.....	12
2.1.4 Método de Classificação.....	13
2.1.5 Método de Classificação Automática	14
2.1.6 Classificador <i>Support Vector Machine</i>.....	14
2.1.7 Sensores Utilizados	16
2.1.8 Validação da Classificação	17
3 MATERIAIS E MÉTODO.....	19
3.1 DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	20
3.2 DESCRIÇÃO QUANTO A FORMAÇÃO PEDOLÓGICA.....	20
4 MATERIAIS	28
4.1 METODOLOGIA DE GEOPROCESSAMENTO	30
4.1.1 Mapeamento.....	30
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	37
5.1 MAPEAMENTO	37
5.1.1 Contxto Temporal dos Solos	37
6 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÃO	41
7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	42
8 APÊNDICES	47

1 INTRODUÇÃO

A agricultura convencional atual, empregada no município de São Miguel do Oeste, Santa Catarina, consta com uma das principais atividades no meio agrícola, a pecuária leiteira, situando o município, na segunda maior bacia leiteira do Brasil (região Sul), que colabora na participação de 38% da produção nacional de leite UHT e derivados (“IBGE – SIDRA”, 2019). O avanço da produção se deve a maior quantidade de acesso a insumos, que tem possibilitado produzir maiores quantidades por área, mas a quantidade de produto obtido por unidade de energia utilizada diminuiu. Essa perda de eficiência energética tem correlação positiva com a implantação de sistemas de produções intensivas e degradantes (CAPELLESSO; CAZELLA, 2013).

A colaboração para a perda de eficiência, está relacionada a manejo de cultivo do alimento para o rebanho bovino de vacas leiteiras. A silagem de milho é uma das culturas forrageiras mais comuns usadas em São Miguel do Oeste e nas regiões do Sul do Brasil (MITTELMANN et al., 2005). A remoção de quase todos os resíduos de milho, como ocorre na produção de silagem, pode levar a quantidades muito maiores de perda de eficiência energética, com o processo de agravamento do escoamento superficial, podendo gerar a erosão do solo. Este processo, pode carregar os insumos agrícolas aplicados ao solo e, gerar perdas de investimento ao produtor bem como a contaminação do ambiente, pelos insumos utilizados na cultura. Algo similar é atenuado quando a palha da cultura é deixada no campo (GRANDE et al., 2005); (BLANCO-CANQUI; LAL, 2009); (WIENHOLD; GILLEY, 2010). Embora a produção de silagem seja um uso relativamente menor quando comparado a produção do grão de milho (“IBGE – SIDRA”, 2019) a possibilidade de produtos de bioenergia à base de palha de milho pode deixar muito mais campos de milho expostos e vulneráveis durante o inverno.

Além disso, a remoção da palha leva a exposição do solo, ao menor acúmulo de matéria orgânica, todavia a estrutura do solo tende a ficar menos resistente a incidência a impactos de gotas de chuva e erosão laminar superficial, menor formação de agregados, menor comunidade microbiana, entre outros fatores que reduzem a produtividade agrícola no longo prazo (COGO; LEVIEN; SCHWARZ, 2003). Podendo haver também a contribuição para a poluição de fonte difusa e eutrofização das águas superficiais (CARPENTER et al., 1998).

Os produtos da colheita de toda a planta de milho acima do solo, seja silagem, biocombustível ou outros materiais de base biológica, são importantes para muitos agricultores e úteis para a sociedade em geral. No entanto, eles devem ser combinados com práticas

agronômicas destinadas a mitigar a possibilidade de exposição do solo agrícolas a longos períodos de tempo e degradação ambiental. Na tentativa de que a cobertura vegetal e os sistemas de raízes das culturas de cobertura reduzem o escoamento superficial e a perda de solo dos campos agrícolas, melhorando a estabilidade estrutural do solo e a infiltração, mantendo as partículas do solo juntas e protegendo o solo do impacto da gota de chuva, Volk, (2006). Apesar desses e de outros benefícios agronômicos, as plantas de cobertura são pouco utilizadas na produção agrícola ocupando a grande maioria das terras agrícolas da região (DONEDA et al., 2012).

O objetivo deste estudo, foi analisar com a ajuda do sensoriamento remoto e ferramentas de sistemas de informações geográficas (SIG), a exposição do solo em um período cronológico de 1985 até o ano de 2020. E especificamente predominando no município, solo expostos, caracterizar estas regiões, e realizar um mapeamento de áreas de risco, mensurando as possíveis perda de solo, escoamento de nutrientes na produção de silagem de milho e produção de forrageiras.

1.1 JUSTIFICATIVA

O destaque das importantes atividades agrícolas e agropecuária leiteira em São Miguel do Oeste, pode ser melhor compreendido com informações complementares para o seu aprimoramento e identificar como está configurado seu sistema produtivo, sobretudo no âmbito da variabilidade e espacialização destas informações sobretudo no âmbito da utilização do solo para produção de alimentos. Este atraso de informações, faz com que a assistência especializada demore a chegar em pontos essenciais, fazendo com que as situações, muitas vezes de fácil controle se tornem crônicas ao passar do tempo. Este estudo busca identificar possíveis perdas de solo, em glebas de atividade agrícola e agropecuária no município, gerando pontos de alerta de risco de erosão, porque estas perdas têm inúmeras desvantagem de cunho econômico, social, conservacionista e ecológica para os produtores e a sociedade.

As informações, constituem um importante aporte na tomada de decisão, para o produtor e políticas públicas do município, mas, se estas não são levantadas, ou demoram a ser de conhecimento; não há tratamento adequado ao problema da erosão, deixando de ser observadas,

e muitas vezes pesquisadas em sua origem, posto que há um custo em investimento e mão de obra para se fazer o estudo.

Visando reduzir as lacunas de investimento e mão de obra, o Sensoriamento Remoto tende a somar, aperfeiçoando o monitoramento e processamento de dados e curto espaço de tempo, com informações objetivas, com imagens obtidas de satélite, que para este estudo foram coletadas gratuitamente, exemplo de utilização do sensor MSS, TM, ETM+, OLI e TIRS, equipados nos satélites da série Landsat.

1.2 HIPÓTESE

A hipótese norteadora deste estudo é que: A utilização de dados dos sensores MSS, TM, ETM+, OLI e TIRS, com dados de pluviosidade e dados de declividade, altimetria, orientação de fonte, associados a outros dados pré-existentes, como características de solo do município de São Miguel do Oeste, são capazes de fornecer informações de dados históricos para o monitoramento de áreas de risco de perdas de solo no município.

Através do apanhado de imagens dos anos de 1985 até o ano de 2020, identificando, portanto, áreas propensas a este fenômeno de erosão superficial laminar, em meses onde o solo fica exposto.

A hipótese diz respeito à possibilidade de mapeamento das áreas de solo exposto por meio da aplicação do classificador *Support Vector Machine* sobre as imagens dos sensores obtidas do modelo linear de bandas espectrais.

1.3 OBJETIVO

Os objetivos gerais desta estudo são:

Identificar exposição do solo das práticas agrícolas e agropecuárias do município através de dados do sensor MSS, TM, ETM+, OLI e TIRS, em conjunto com dados meteorológicas, entre os anos de 1985 a 2020, no município de São Miguel do Oeste – SC e;

Avaliar a eficácia das Regiões de Interesse (ROIs) derivadas do mapeamento supervisionado automático das áreas de solo exposto do município de São Miguel do Oeste – SC.

Para tanto, faz-se necessário alcançar alguns objetivos específicos:

1.3.1 Objetivos Específicos

Identificar os *pixels* dos sensores (MSS e TM), (ETM+), (OLI/TIRS), com áreas de solo exposto;

Gerar gráficos do comportamento espectral do solo exposto entre os anos de 1985 a 2020;

Gerar máscaras de solo exposto no município de São Miguel do Oeste – SC, dos períodos de estudo; - Validar as máscaras por meio de índices de Exatidão Global e Índice Kappa.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 ASPECTOS HISTÓRICOS DA UTILIZAÇÃO DO SOLO EM SANTA CATARINA

No estado de Santa Catarina, no que tange o aspecto do relevo acidentado, sempre representou um entrave à atividade agrícola. A concentração humana nos vales determinou pressão exagerada sobre as áreas potencialmente agricultáveis, o que resultou em desmatamentos indiscriminados por meio de queimadas e formação de lavouras anuais e pastos. (MARTINI; TRENTINI, 2011).

Os imigrantes europeus que colonizaram Santa Catarina, inicialmente, adotaram a agricultura de *coivara* praticada pelos indígenas, este método de cultivo itinerante que consiste em derrubada e queima da mata para formação de áreas de cultivo, determina forte lixiviação e erosão hídrica e, dessa forma, rápida perda de fertilidade dos solos. O manejo adotado, também contava com áreas de pousio, na tentativa de recuperar a fertilidade do solo, mas o período de repouso era inadequado, a falta de técnicas de reposição eficientes dos nutrientes e as práticas de manejo precário, aceleravam as perdas de nutrientes, reduzindo a produtividade. Este processo é relatado no texto de Martini e Trentini (2011):

“O pousio era de dois ou três anos apenas e, na maioria dos casos, substituíam-se cultivos anuais por pastos, forma menos eficiente ou mesmo ineficaz de recuperação da fertilidade do solo. Com a redução das produtividades nas áreas inicialmente cultivadas pelos colonos e também devido ao crescimento das famílias nas colônias mais antigas e consequentes fluxos migratórios, o processo de ocupação se deu indiscriminadamente em direção às cabeceiras dos cursos d'água e em encostas mais íngremes, locais com declividades mais acentuadas e solos mais suscetíveis à erosão hídrica e perda de nutrientes” (MARTINI; TRENTINI, 2011, p. 621).

Em Santa Catarina, como de resto em grande parte do Brasil, a agricultura familiar constitui a principal forma de organização rural. De acordo com dados do Levantamento Agropecuário de Santa Catarina 2002-2003 (Epagri/Cepa – Informação e planejamento para desenvolvimento agrícola, pesqueiro e florestal de SC, 2021), de um total de 187.061 estabelecimentos agropecuários em atividade, 173.918 são enquadrados como pequenas

propriedades. São essencialmente empreendimentos familiares, pode-se considerar que, aproximadamente 93% dos estabelecimentos agropecuários catarinenses, pratica-se agricultura familiar e que, esta é única modalidade presente em diversos municípios. Este fato, precariza a problemática de uso e conservação do solo, posto que, em muitos casos há precariedade de se chegar o conhecimento necessário ou a técnica eficiente. Bem como investimento de políticas públicas que intensifiquem a assistência rural, principalmente que tenham um atendimento a todas as famílias do campo.

2.1.1 Utilização do Solo em São Miguel do Oeste

A intensificação tecnológica dos sistemas de produção agrícola permite o aumento de produtividade e o cultivo de áreas maiores, mas vem acompanhada pela redução na eficiência energética. Aspecto já denunciado por (CAPELLESSO; CAZELLA, 2013). Desta maneira, o que ocorre é uma forte pressão sobre os terrenos situados em áreas inaptas ou de preservação permanente. A baixa eficiência empregada pelos meios tradicionais aplicados nas áreas agrícolas, proporciona uma progressiva degradação das áreas mais favoráveis, devido a diversos erros consecutivos, como por exemplo: falta de manejo rotacionado, falta de cobertura de solo, falta de palhada protegendo o solo, conseqüentemente, excesso de uso de nutrientes. Fato que induz à ocupação de outros terrenos disponíveis na propriedade, sistematicamente são áreas situadas em locais como margens de cursos de água ou encostas íngremes. Evidentemente, existe uma clara relação inversa entre tamanho da propriedade e pressão sobre áreas de preservação permanente. (MARTINI; TRENTINI, 2011).

O uso excessivo de nutrientes é evidenciado ainda no trabalho de Capelesso e Cazella (2013) os autores comparam o uso de fertilizantes nitrogenados de síntese química, associados ao alto custo energético aplicado, onde o fator representa em média 48,9% (2.417,8 Mcal ha⁻¹) do total das entradas na produção de milho híbrido transgênico e 57,8% (2.217,8 Mcal ha⁻¹) quando comparado ao híbrido convencional (CAPELLESSO; CAZELLA, 2013).

2.1.2 Sensoriamento Remoto Aplicado ao Monitoramento de Solo Exposto

De acordo com Jensen (2011) Sensoriamento Remoto, pode ser definido como: A arte e a ciência de se obter informações acerca de objetos presentes na superfície terrestre sem contato físico com os mesmos. Inicialmente a tecnologia empregada para obter essas informações eram câmeras embarcadas em aeronaves sub-orbitais. Atualmente além de câmeras são empregados sensores, que são embarcados em distintos veículos sub-orbitais, orbitais e na categoria sub-orbital destaca-se a tecnologia proximal.

Os sensores orbitais trabalham de forma passiva e ativa, dependendo da luminosidade e do interesse, geralmente são passivos, recebendo a radiação solar, que ao incidir sobre o topo da atmosfera tem parte espalhada e/ou refletida pelas partículas atmosféricas e outra parte atravessa a atmosfera até interagir com os alvos terrestres. A onda eletromagnética pode sofrer um fracionamento em três partes: absorvida, transmitida e refletida, sendo esta última detectada por um sensor que pode estar posicionada a poucos metros do objeto ou dentro de plataformas áreas e orbitais (BISPO, 2013).

Outro aspecto importante a ressaltar é o atraso do sinal ao ser emitido, em ambos os canais haverá uma influência do campo eletromagnético da Terra. Apesar de a distorção acontecer quando a uma maior atividade solar, bem como no anoitecer, essa incompatibilidade eletromagnética é conhecida e atualmente são feitas correções nos dados. Como por exemplo, dados de paridade, nada mais é que um certo dado contendo um código de verificação, ao atraso da chegada deste dado, determina os milissegundos de correção a ajustar. Tanto para a condição de difusão, quando para as de interferência do campo terrestre, são feitas correções.

2.1.3 Regiões de Interesse

As ROIs têm relação com a resolução espectral, ou seja, o tamanho do *pixel* quantos metros da imagem que um único *pixel* consegue coletar, quantas feições de dados um único *pixel* pode carregar. Por exemplo um *pixel* de 30 x 30 metros, comporta 900 m². Isso significa que, dependendo qual é a aplicação, nesta resolução, o *pixel* poderá ser poluído por vários objetos na cena, o que dificultaria a observação.

Conforme a resolução diminui, a observação visual é melhorada, isso devido a resolução espacial ser menor, o *pixel* comporta quase que um único objeto da cena, ou menos. Quanto

menos objetos ou elementos estiverem contidos em um mesmo *pixel* melhor será o detalhamento visual da imagem, melhor será a observação da cena.

Mas, quando há outros elementos de interesse no *pixel*. As ROIs, devem ser utilizados quando se pretende separar os elementos distintos por *pixel* puros na cena. Para tanto, as ROIs, entende as classes de interesse, como um *pixel* puro, é uma unidade linear da refletância de ondas eletromagnéticas de um único elemento alvos, que formará a cena, contendo informação sobre a resposta espectral deste componente, dentro do elemento de resolução espacial, neste caso.

De acordo com Bispo (2013), A aplicação desta técnica de sensoriamento remoto, tem sido amplamente difundida entre os estudos voltados para observações das alterações de uso do solo, tanto relacionados às pesquisas de caráter ambiental, como o desmatamento, quanto de caráter âmbito agrônômico, como identificação de culturas e identificação de solo exposto.

2.1.4 Método de Classificação

As ROIs são, portanto, um método de classificação que se refere a atribuir a cada *pixel* de uma imagem “rótulos” que descrevem um objeto ou elemento real da cena (vegetação, solo, etc.). Dessa forma, os valores numéricos associados a cada *pixel*, definidos pela refletância dos materiais que formam esse *pixel*, são identificados em termos de um tipo de cobertura da superfície terrestre imageada (água, tipo de vegetação, de solo, de rocha, etc.), chamadas de “temas” (CROSTA, 1999).

O resultado de toda uma classificação de *pixels* é um “mapa temático”₂ mostrando a distribuição geográfica de um “tema”. Quando essa imagem é ajustada a uma projeção cartográfica, torna-se um importante elemento para ser incorporado a um sistema geográfico de informações (SIG).

Sobre o ponto de vista agrônômico, podendo ser retirados elementos que explicam fenômenos de uma área quaisquer, e com isso, realizar estratégias, no intuito de corrigir, se for possível, ou conviver de uma maneira equilibrada, onde esses elementos possam ser coniventes entre si. Observar as variações e saber identificá-las, possibilita manejar de forma eficiente, prevenindo empasses, que por ventura possam ocorrer.

2.1.5 Método de Classificação Automática

Existem duas bases no modelo de classificar imagens de sensoriamento remoto. A primeira delas denomina-se classificação supervisionada e nela o usuário identifica alguns dos *pixels* pertencentes às classes desejadas e a rotina de classificação é realizada pelo software computacional, localizando os demais *pixels* pertencentes àquelas classes pré-estabelecidas, baseado em alguma regra estatística.

A segunda abordagem é chamada de classificação não-supervisionada e nela o software computacional decide, quais as classes a serem separadas e quais os *pixels* pertencentes a cada uma.

O método de classificação supervisionada exige do usuário um breve conhecimento da área a ser classificada, antes de iniciar o processo. O modelo deve conter locais específicos dentro da área a ser classificada, onde as observações de campo tinham sido efetuadas durante a passagem do satélite para adquirir as imagens (CROSTA, 1999).

Mesmo tendo como objetivo a classificação e separação de elementos de uma cena, a classificação automática tem como maior problema a representação simplificada em relação à enorme complexidade existente na realidade, as cenas são incompletas quando comparadas a superfícies reais.

Para resolver este problema, existem outros *softwares* dedicados a processamento de imagens, que realizam a classificação e correção de dados de *pixels* de forma mais completa por exemplo, o *Support vector Machine* (SVM). Que apresenta resultados satisfatórios para a classificação de culturas, caracterizando de forma similar o solo exposto. Além disso apresenta-se como promissor devido ao seu potencial em classificar áreas heterogêneas com poucas amostras de treinamento ((CHI; FENG; BRUZZONE, 2008).

2.1.6 Classificador Support Vector Machine (SVM)

O método de classificação supervisionada SVM foi desenvolvido especialmente para alcançar resultado eficaz de classificação sobre imagens complexas e com ruídos. As SVMs são embasadas pela teoria de aprendizado estatístico, desenvolvida por (DRUCKER; WU;

VAPNIK, 1999), (WESTON et al., 2001), (VAPNIK, 2013). Essa teoria estabelece uma série de princípios que devem ser seguidos na obtenção de classificadores com boa generalização, definida como a sua competência de antecipar corretamente a classe de novos dados do mesmo domínio em que o aprendizado ocorreu (LORENA; DE CARVALHO, 2007).

O método fundamenta-se na teoria que a separação das classes através de uma superfície de decisão que maximiza a margem de separação entre tais classes (BISPO, 2013). Essa superfície também é conhecida como hiperplano ideal (*optimal hyperplane*) e os pontos que estão próximos a margem do hiperplano ideal chamam-se vetores de suporte (*support vectors*). Ainda que o SVM seja um classificador binário na sua forma mais simples, ele pode funcionar como um classificador multiclass, através da combinação de vários classificadores binários. (BROWN; LEWIS; GUNN, 2000).

Um exemplo de possíveis separadores de classes que ocorrem no SVM se demonstra na figura 1. Diante de diversas possibilidades de função de separação de classes, deve-se observar qual das funções faz a melhor distinção entre duas categorias distintas de dados.

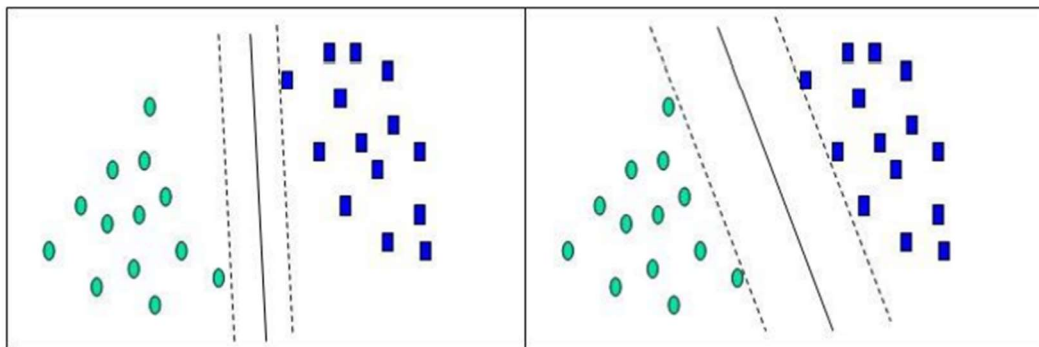


Figura 1 - Modelo SVM

Fonte: Adaptado DTREG <<http://www.dtreg.com/svm.htm>> Acesso em: 07 jan. 2021.

A função de decisão que faz a melhor separação é aquela que apresentar a maior margem entre as duas classes analisadas. Portanto *support vector* são pontos de ambas as classes que estão mais próximos do separador de classes, sua determinação é fundamental para estabelecer a função do algorítmico de separação de classes (ALBUQUERQUE, 2011). A figura 2. Demonstra a relação de margem e pontos que irão ser utilizados no algorítmico de classificação SVM.

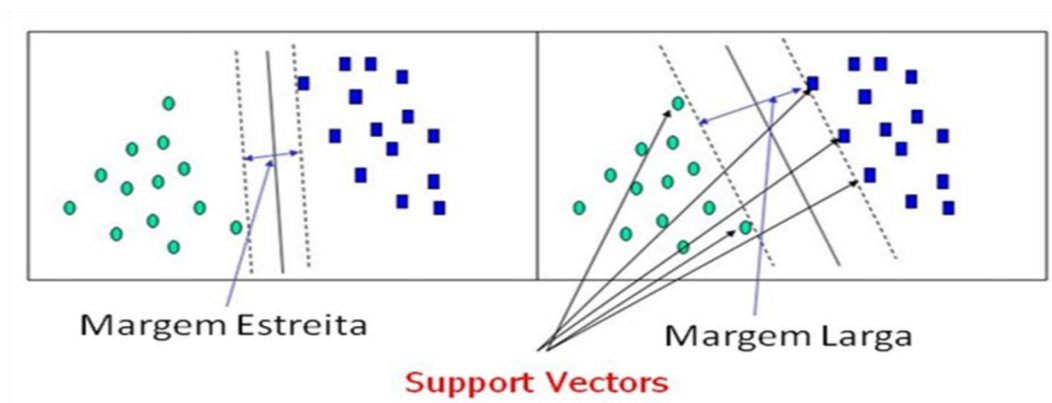


Figura 2 - Exemplo de Margens

Fonte: adaptado de DTREG <<http://www.dtreg.com/svm.htm>> Acesso em: 07 jan. 2021.

Assim busca-se uma relação de maior margem possível, para que coincida com maior número de pontos em contato com a margem os *Support Vectors* esses pontos servem de entrada no algorítmico do separador SVM. No caso da imagem acima a margem direita se encontra com maiores valores de entrada, sendo o melhor método.

2.1.7 Sensores Utilizados

O Landsat 5 foi lançado da Base da Força Aérea de Vandenberg na Califórnia em 1º de março de 1984 e, carregava os instrumentos sensor *Multispectral Scanner* (MSS) e *Thematic Mapper* (TM). O Landsat 5 forneceu dados de imagens da Terra por 29 anos, desativado, em 5 de junho de 2013. Devido a sua robustez em órbita, promoveu a maioria das imagens utilizadas em nosso trabalho, outro fato que colaborou para isso, foi que o Landsat7 teve muitas falhas, portanto o Landsat 5 e seus sensores formam a base de dado deste trabalho.

O sensor MSS possuía Quatro bandas espectrais, Banda 4: Verde visível (0,5 a 0,6 μm) - desligado devido à alta corrente em agosto de 1995. Banda 5: vermelho visível (0,6 a 0,7 μm). Banda 6: infravermelho próximo (0,7 a 0,8 μm). Banda 7: infravermelho próximo (0,8 a 1,1 μm). Seis detectores para cada banda espectral forneceram seis linhas de varredura em cada varredura ativa. Intervalo de amostragem do solo (tamanho do pixel): 57 x 79 m.

O sensor Mapeador Temático (TM), Adicionado o infravermelho de médio alcance aos dados, Sete bandas espectrais, incluindo uma banda térmica, Banda 1: visível (0,45 – 0,52 μm) 30 m, Banda 2: visível (0,52 – 0,60 μm) 30 m, Banda 3: visível (0,63 – 0,69 μm)

30 m, Banda 4: infravermelho próximo (0,76 – 0,90 μm) 30 m, Banda 5: infravermelho próximo (1,55 – 1,75 μm) 30 m, Banda 6: térmica (10,40 – 12,50 μm) 120 m e, Infravermelho médio da banda 7 (2,08 – 2,35 μm) 30 m, Intervalo de amostragem do solo (tamanho do pixel): 30 m reflexivo, 120 m térmica.

Após 2013 as imagens utilizadas foram dos satélites SENTINEL começou a ser lançada em 2014, e se desenvolveu a partir de um projeto da Agência Espacial Europeia (ESA)/Comissão Europeia em atendimento ao Programa Copernicus. o Sentinel-1A, equipado com o sensor de radar SAR, O Sentinel-2A foi o primeiro satélite óptico da série a ser operado pela ESA. Ele foi lançado em 2015 e leva a bordo o sensor multiespectral MSI com 13 bandas espectrais. Para melhores informações orienta-se verificar (MAIN-KNORN et al., 2017), (CHASTAIN et al., 2019).

2.1.8 Validação da Classificação

Os processos de classificação automática de imagens eletromagnéticas, frequentemente, expõem erros em seus resultados. Houve então há necessidade de uma ferramenta de medição da acurácia do processo de classificação automático. O quanto de acertos e/ou erros a classificação teve como resultados. Diante deste cenário, a comunidade científica desenvolveu alguns métodos que avaliam a acurácia dos resultados dos processos de classificação automático de imagens (ALBUQUERQUE, 2011).

Para (CONGALTON, 1991), (BOLFE; SOARES; DE MADRUGA AZAMBUJA, 2004), a Exatidão Global, situa-se a maneira mais comum para se verificar a porcentagem de área de um mapa que foi feita a classificação automática. Na qual o mapa é comparado com os dados de referência e verifica-se a porcentagem da área que foi corretamente feita a classificação. Bolfe *et al.* (2004) completa afirmando que a Exatidão Global [...] “Normalmente é derivada de uma contra parte da classificação correta gerada por amostragem dos dados classificados, e expressa na forma de matriz de erro, algumas vezes denominada matriz de confusão ou tabela de contingência.”

A matriz de confusão, portanto, é simétrica e apresenta uma visão tabulada da acurácia do mapa de classificação, uma vez que são apresentados todos os erros de omissão e comissão,

ocorridos entre todas as classes. Permite também, o cálculo de medidas específicas, tais como a Exatidão Global (acurácia geral), acurácia do usuário e acurácia do produtor descrito por Congalton (1991).

Jensen (2011), considera que os valores mais importantes na matriz de confusão são os valores que não estão contidos em sua diagonal principal, posto que, estes valores são erros de omissão e comissão feitos durante a classificação, ou seja, são *pixels* classificados incorretamente. Por exemplo: os erros de omissão de uma determinada classe X, referem-se aos *pixels* da classe X que foram classificados de forma errônea para o agrupamento da classe Y. Sendo assim, uma determinada área X que foi classificada como Y apresenta erros de omissão para classe X, mesmo que os *pixels* pertençam a X, foram classificados pelo modelo a Y, omitindo a X.

Já para erros de comissão, estes ocorrem quando os *pixels* de uma determinada área, segundo os resultados do modelo, são classificados como pertencentes a uma determinada classe, mas, na verdade, os rótulos deveriam corresponder a outra classe. Por exemplo: uma determinada classe Y foi mapeada onde ela não exista de fato. Percebe-se que erros de comissão de uma determinada classe geram erros de omissão para outra.

Existe outro método da validação da acurácia de uma classificação supervisionada, chamado de Índice Kappa. Este índice representa integralmente a matriz de confusão com um único valor. É, portanto, uma forma de medida global de concordância que define o grau de dependência entre as classificações (ALBUQUERQUE, 2011).

Em linhas gerais, o Índice Kappa, mensura a concordância entre a referência e o mapa temático gerado, por meio de valores contidos entre 0 e 1, onde 1 corresponde a igualdade entre o modelo gerado e os dados considerados na referência.

3 MATERIAIS E MÉTODO

3.1 DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

O município de São Miguel do Oeste, Santa Catarina, consta com uma população de 40.868 pessoas mil habitantes, segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (estimativa, 2020), sendo 32.282 de pessoas alfabetizadas. São Miguel do Oeste possui uma área territorial de 234,202 km² e destaca-se pela produção agrícola e agroindustrial. O município integra os 118 municípios da mesorregião do oeste catarinense. No âmbito da agricultura São Miguel do Oeste conta com 16.025 hectares destes 14.093 são proprietários das terras, 743 hectares são concessionários ou assentados aguardando titulação, ainda consta 603 hectares em arrendamento e 344 hectares comandatário incluindo terreno com autorização de uso sustentável (IBGE, 2017). Sobre a utilização das terras são lavouras permanentes 166 hectares e anuais 5.115 hectares, e 4.684 hectares de plantio direto na palha, declaradas. Consta com uma área de 6.034 hectares de pastagens (anuais e perenes). O que denuncia uma vantagem em áreas de pastagens (vários estágios de conservação). Nos 5.115 hectares de lavoura foram declarados que as mesmas constituem mais de 90% em plantio direto na palha (4.628 hectares) 11,31% de áreas de lavouras não consta o sistema de plantio, o que equivale ha 597,28 hectares do município.

O município, figura 3, está localizado no hemisfério Ocidental, ao sul do Tópico de Capricórnio, na região sul do Brasil, no Oeste Catarinense, limites do território ao Sul com município de Descanso, ao Leste com os municípios de Barra Bonita, Romelândia e Flor do Sertão, ao Oeste com os municípios de Bandeirante e Paraíso, ao Norte: com o município de Guaraciaba, Latitude: 26° 35' 50" e Longitude: 53° 31' 00", está 720 m acima do nível do mar. Classificação climática subtropical úmida Cfa (ALVARES et al., 2013). As principais classes de solo presentes no município são, Nitossolo vermelho, Cambissolo háplico, Latossolo vermelho, Neossolo e Cambissolo.

A temperatura média em mínima e máxima foi 14°C e 26°C, respectivamente. Podendo ocorrer geadas no período do inverno com temperaturas abaixo de 0°C. As precipitações na bacia do Rio Uruguai a qual se situa o município, em maiores volumes, têm média que começa em outubro e se estende até janeiro, registrando 143 mm mês e, em menor volume a média está situado em 60 mm mês. Acumulado ano, média de 1.753,3 mm (CPTEC/INPE, 2018).

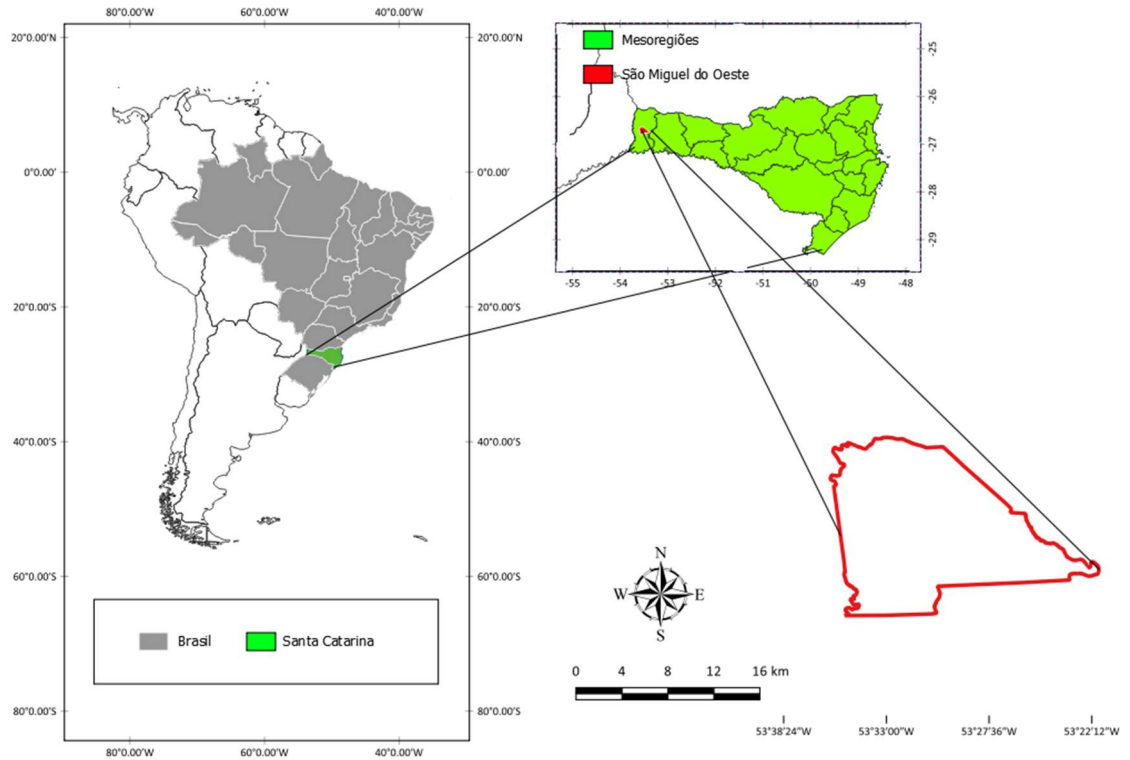


Figura 3: Área de estudo.

Fonte: O autor.

3.2 DESCRIÇÃO QUANTO A FORMAÇÃO PEDOLÓGICA

Devido a caracterização do objetivo de estudo proposta neste trabalho, o entendimento quando estas áreas são fundamentais, portanto, cabe salientar de quais tipos de formação pedológica são predominantes nestas áreas. Como salientado anteriormente, foram mencionadas as principais formações de solo, aqui, iremos descrevê-los, no intuito de compreender se algumas destas formações tem maior probabilidade, de formar, estruturas de maior agregação entre suas partículas, o que dificultaria mais sua erosão, ou se são mais desestruturados, o que poderia facilitar essas perdas de solo, isso tem relação com a textura do

solo, sua formação e outros aspectos. Somente essas características não definem o problema de pesquisa, mas ajudam a caracterizar áreas mais propensas a perda de solo.

Os solos podem ser agrupados consideradas formas de classificação, em que se considera fatores ou característicos, como a profundidade, granulometria, cor, tipo de vegetação, material de origem, ou idade, por exemplo.

Os Nitossolos vermelhos, também conhecidos como Terra Roxa Estruturada, argilosos e muito argilosos, estruturado em blocos fortemente desenvolvidos, derivados de rochas básicas e ultrabásicas, com diferenciação de horizontes pouco notável. Apresenta importância agrônômica. Apresentam alto risco de erosão superficial, devido aos relevos acidentados a que estes solos estão associados. Abstraindo-se o relevo, são aptos a todos os usos agropastoris e florestais adaptados às condições climáticas. (EMBRAPA SOLOS) - Nitossolos Vermelhos, 1998.

Os Cambissolos são identificados normalmente em relevos fortes onduladas inclinados ou montanhosos, que não apresentam horizonte superficial A Húmico. Compreendem solos constituídos por material mineral, com horizonte B incipiente implícito a qualquer tipo de horizonte superficial, desde que em qualquer dos casos não satisfaçam aos requisitos estabelecidos para serem enquadrados nas classes Vertissolos, Chernossolos, Plintossolos e Organossolos (SANTOS et al., 2018).

Os solos latossolos têm características de evolução muito avançada, com atuação expressiva de processo de latolização (ferralitização), resultando em intemperização intensa dos constituintes minerais primários, e mesmo secundários menos resistentes, e concentração relativa de argilominerais resistentes e/ou óxidos e hidróxidos de ferro e alumínio, com insípida mobilização ou migração de argila, ferrólise, gleização ou plintitização (SANTOS et al., 2018).

Os Neossolos, são solo em vias de formação, seja pela breve atuação dos processos pedogenéticos, seja por características inerentes ao material de origem. Com escassez de expressão dos atributos diagnósticos que caracterizam os diversos processos de formação, limitada diferenciação de horizontes, com individualização de horizonte A seguido de C ou R, e predomínio de características herdadas do material originário (SANTOS et al., 2018)

A figura 4, esboça a distribuição espacial dos principais solos caracterizados no município segundo critérios de Santos *et al* (2018). Podemos observar um predomínio de Nitossolos vermelhos e Cambissolos Háplico.

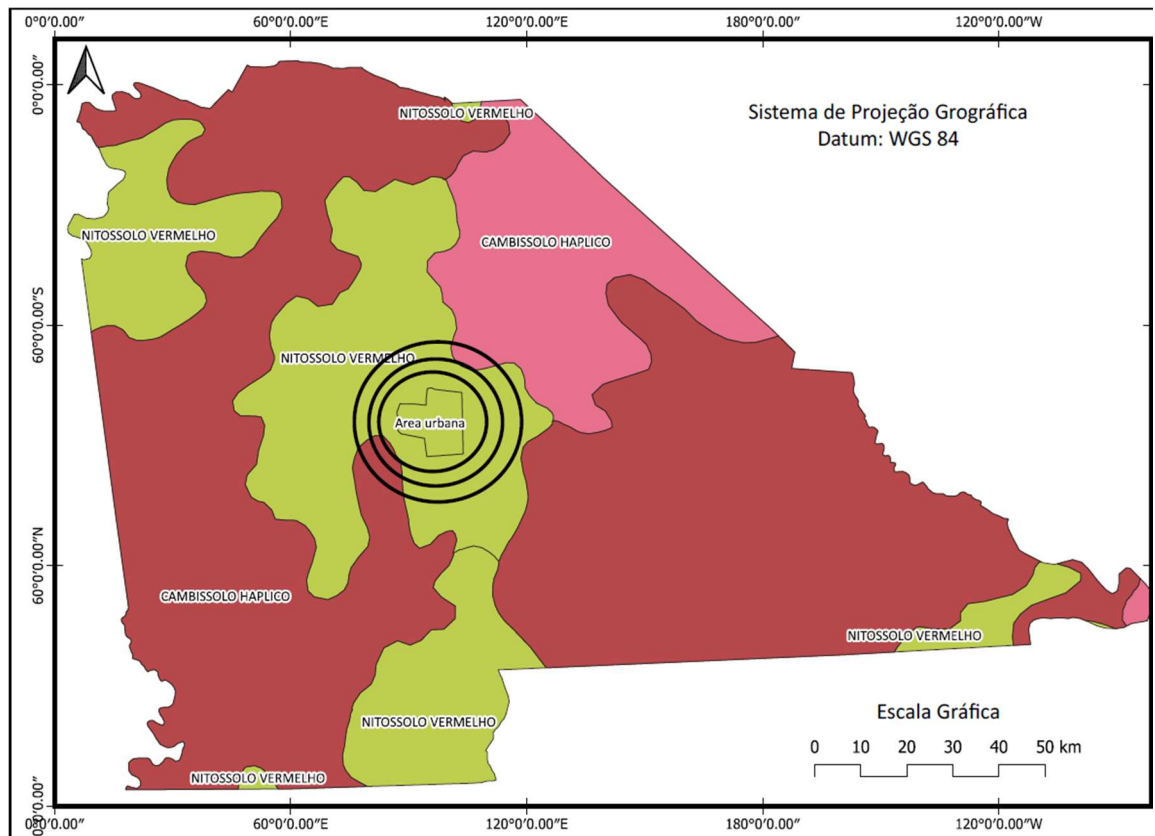


Figura 4: Classes de Solos.

Fonte: O autor.

Para caracterizar todos os tipos classificados no município e os principais atributos associados mais relevantes ao estudo dispomos de uma outra classificação um pouco mais detalhada, na figura 5, encontre-se a tabela de atributos com a respectivas classes associadas.

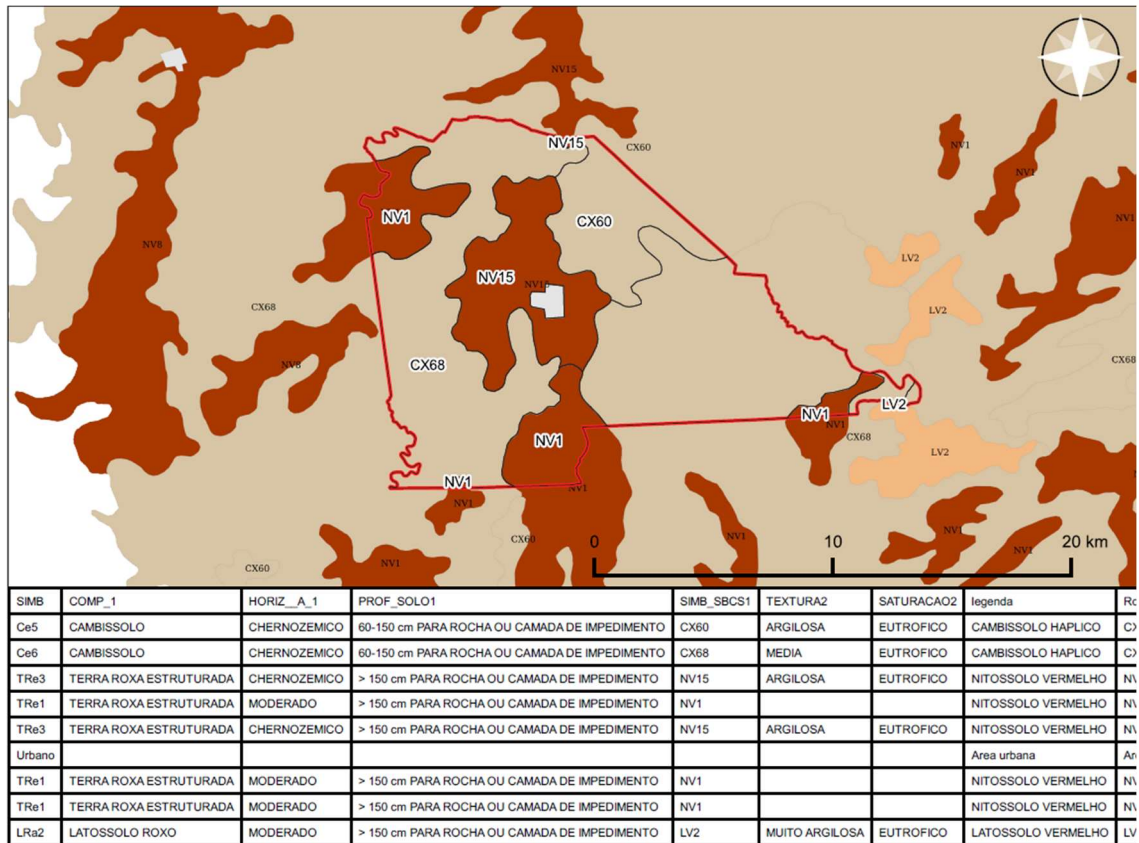


Figura 5 - Tabela de Atributos para cada Solo.

Fonte: Embrapa Solos.

Com estas informações, sabemos que, os solos com baixa profundidade, apresentam áreas mais críticas, portanto, nestas regiões, com manejo inadequado de cobertura de solo, podem estar susceptíveis a serem erodidos principalmente pela ação mecânica do impacto das gotas de chuva, e surgir o aparecimento de rochas, ou seja, a camada de impedimento de produção agrícola é mais proeminente, atentando para uma maior sensibilidade a produção, quando exposto a ações de degradação.

Outro fator importante que delimita a produção agrícola, é a altitude, na figura 6, encontrasse a variação da altitude do município de São Miguel do Oeste. O que caracteriza uma excelente região para produção de pecuária leiteira, esse fator, colabora com a existência de área de plantio de milho para silagem, posto que, as regiões mais acidentadas ficam à disposição para piquetes e limites da produção do gado leiteiro, quando comparada com áreas mais nobres, que por sua vez, é destinada (entre outras funções) a produção de milho silagem com o intuito de alimentar esses animais, principalmente, na época de inverno, onde o frio é mais rigoroso, tem-se áreas de produção intensiva de silagem.

Tal fenômeno colaboro para a exposição de solo no município, devido ao fato de o milho silagem é extraído em sua base, portanto todo material é removido da lavoura, deixando o solo

exposto. O que agrava a situação, são os solos rasos (devido à eminência de uma camada de impedimento), e com manejo inadequado, sem cobertura (palhada), principalmente na época de inverno, na qual, algumas propriedades optam por não plantar nenhuma cultura, e a lavoura encontra-se em pousio. Além do mais, algumas regiões denunciam uma abrupta diferença de altitude, o que pode explicar a alta incidência de declives na região.

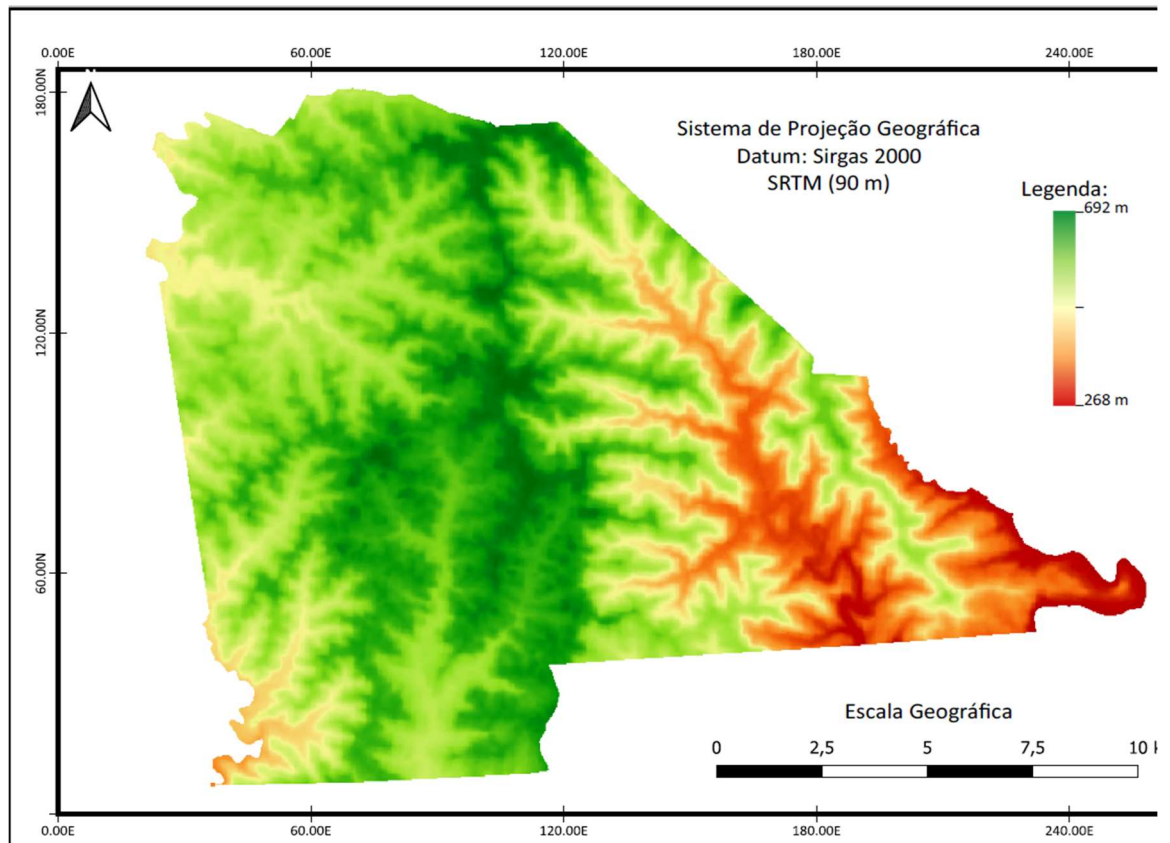


Figura 6: Altimetria do Município.
Fonte: O autor.

As áreas destinadas para a produção da pecuária leiteira varia bastante devido à heterogeneidade das propriedades, mas podemos definir que, em áreas com menor declividade, encontram-se as áreas, propícias a mecanização, e a produção agrícola anual, estas concentram-se situadas a oeste na figura. Estas áreas, concentra-se no município uma caracterização de serem as maiores propriedades, geralmente com monocultura instalada ou dupla aptidão (culturas anuais e produção de gado leiteiro ou de corte). Por outro lado, a porção leste do mapa em sua totalidade, encontram-se pequenas propriedades, tendo como principal produção o gado leiteiro.

Na Figura 7, ilustra as classes de declividade presentes no município de São Miguel do Oeste. Ao cruzar os polígonos das áreas de lavoura (grãos, milho silagem) e pastagem (perene ou anual) com a declividade. Podemos constatar que, 11% das áreas estão em declividade entre 0 a 5%; 12,5% estão em áreas com 5 a 10% de declividade; 23% estão em áreas com 10 a 15% de declividade; 17,5% em áreas com 15 a 20% de declividade; 13% em áreas com 20 a 30% de declividade; 16,5% em áreas com 30 a 35% de declividade; e por fim 6,5% das lavouras estão em áreas com 40 ou mais de declividade.

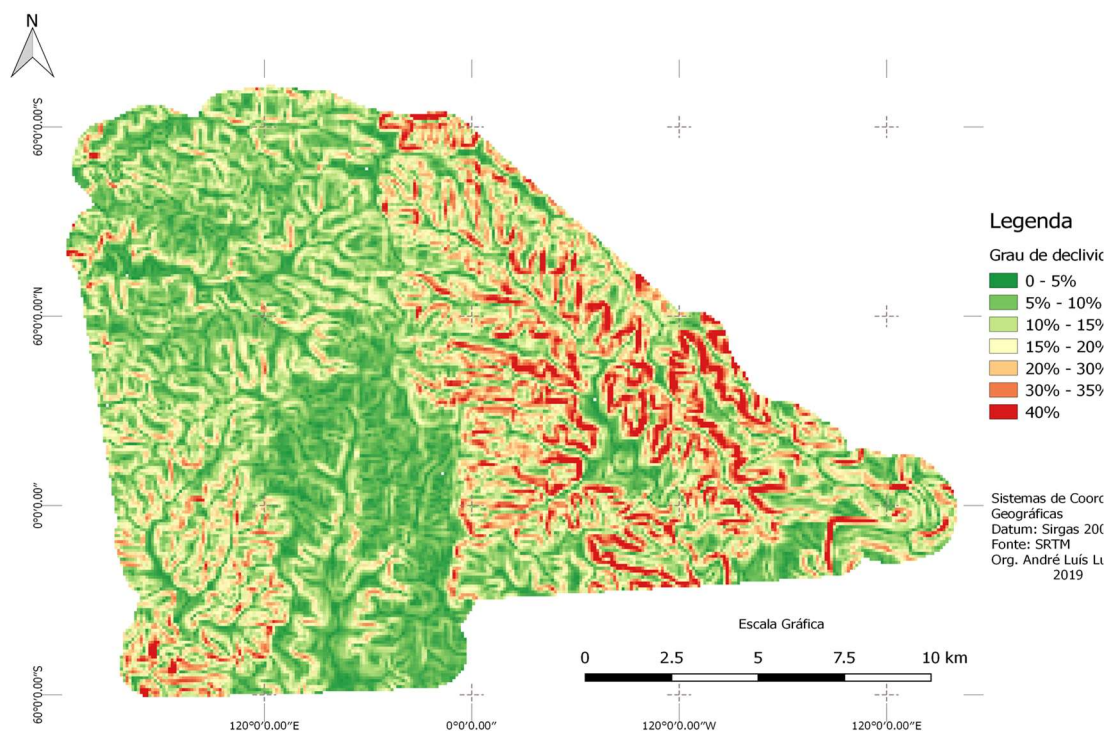


Figura 7: Declividade em percentual do Município.

Fonte: O autor.

Ao analisar os dados obtidos da declividade, infere-se sobre os mesmos duas proposições iniciais, a primeira nos remete que há uma forte tendência a ocorrência de perdas de solo, devido a inclinação de rampa que ocorrem no município, principalmente no lado leste do mapa e no lado oeste inferior esquerdo. A segunda, diz respeito a certas áreas estarem sendo destinadas a pecuária (leite e/ou corte), onde deveriam constar outra destinação, devido ao elevado risco de degradação destas áreas, devido a efêmera formação de solos, nestes locais, geralmente solos em formação inicial (neossolos e cambissolos).

Outro ponto interessante de se analisar no município de São Miguel do Oeste, é a orientação da vertente (Figura 8), encontram-se distribuídas da seguinte maneira: Norte= 13%; Nordeste = 11%; Noroeste = 12%; Leste = 10%; Sudeste = 13,0%; Sul = 12%; Sudoeste = 14%; Oeste = 15%. Isto é, 36% das áreas de pastagem e/ou grão estão na orientação norte, nordeste, noroeste ou oeste, melhores condição de receber a radiação solar, este fato, coincide com o ciclo de precipitações com maior incidência, descrito na obra de Wrenge et al (2012).

Além disso, as vertentes com maior probabilidade de receberem as maiores precipitações ao longo do ano, são a aquelas contidas nas regiões sul, sudoeste e oeste (WREGE et al., 2012), estas por sua vez, correspondem a 40% do total das áreas do município.

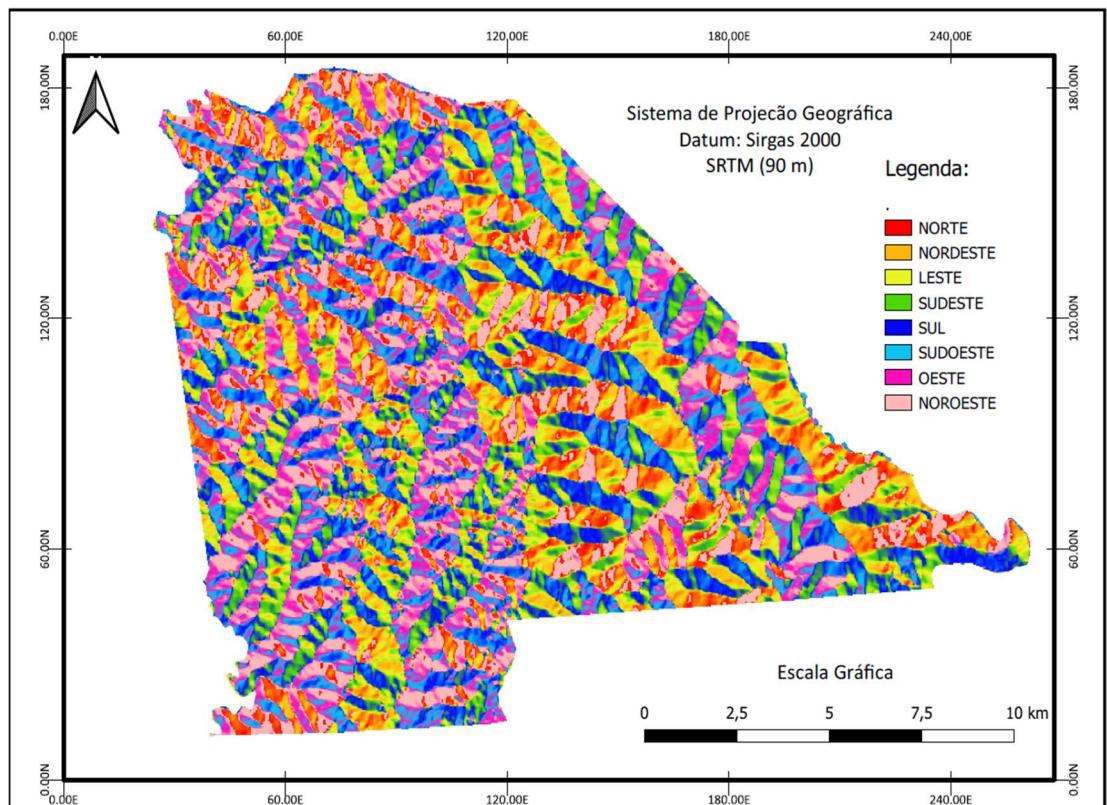


Figura 8: Orientação da vertente.

Fonte: O autor.

A erodibilidade do solo apresenta grande variabilidade espacial e temporal (BERTOL; ALMEIDA, 2000), a qual é parcialmente explicada pela variabilidade climática que influi no potencial erosivo das chuvas, pelo teor de água do solo antecedente às chuvas e pela

variabilidade do solo que influencia a suscetibilidade deste à erosão (RÖMKENS; ROTH; NELSON, 1977), (MUTCHLER; CARTER, 1983), (LIEBENOW et al., 1990).

No Brasil, vários trabalhos têm sido conduzidos, a campo, sob chuva natural em parcelas experimentais, com dimensões de 3,5 x 22,1 m (MARTINS FILHO; SILVA, 1985), (MARGOLIS; SILVA; JACQUES, 1985), (KOSMAS et al., 1997), (BEUTLER, 2000), (CARVALHO; HERNANI, 2001); (BERTOL et al., 2002), entre outros trabalhos e para citar sobre chuva simulada em parcelas com dimensões de 3,5 x 11,0 m tem-se as principais referências os trabalhos de (WUNSCH; DENARDIN, 1980), (MARTINS FILHO; SILVA, 1985), (TAVORA et al., 1985), para calcular e estimar, por vários métodos, a erodibilidade dos solos.

No trabalho de (BERTOL; ALMEIDA, 2000), os autores apontam a profundidade como limitante para a quantidade de água infiltrada no perfil e aumenta o risco de erosão do solo, além de um horizonte A fraca ou moderadamente desenvolvido assentado diretamente sobre a rocha ou horizonte C.

No caso, os solos que apresentam baixos teores de argila e matéria orgânica, conferem fraca agregação, com conseqüente baixa resistência à erosão hídrica, apesar da rápida drenagem de água no perfil e da alta profundidade efetiva desses solos.

Segundo Almeida e Bertol (2002), os solos com horizontes B textural e incipiente apresentaram, maior relação textural entre os horizontes B e A e baixa profundidade efetiva, respectivamente, o que limita fortemente sua capacidade de drenagem, tornando-os mais suscetíveis à erosão.

Os solos com horizonte B latossólico e a maioria das Terras Estruturadas apresentaram, em geral, elevada profundidade efetiva. A baixa relação textural e a estrutura bem desenvolvida destes solos facilitaram a drenagem de água no perfil, fatores que, aliados à sua textura argilosa ou muito argilosa, conferem-lhes maior resistência à erosão do que os demais (BERTOL et al., 2002).

Ainda no trabalho de (BERTOL et al., 2002), os Cambissolos eutróficos apresentaram valores de tolerância menores quanto maiores forem os teores de argila do horizonte A, e dos diferentes valores de intervalos de relação textural como fatores de ponderação dos limites de perda.

A inclusão desses fatores para estimativa de perda de solo reduz a sensibilidade do método, devido a população de solos apresentar maior variação de classes texturais no horizonte superficial. Tal consideração é importante, já que a maior parte dos solos do município é composta principalmente de das classes de Latossolos, Cambissolos eutróficos.

4 MATERIAIS

Para a realização do trabalho proposto, foi necessário a coleta e análise das imagens de forma temporal do ano de 1985 até o ano de 2020, com variação de 5 anos. Assim sendo, demandou o auxílio da utilização das imagens do sensor MSS (Multispectral Scanner System), até agosto de 1995 e, posteriormente, até o ano de 2013, o sensor TM (Thematic Mapper), ambos abordos da plataforma LANDSAT 5. A coleta procedeu no banco de imagens do Levantamento Geológico dos Estados Unidos (United States Geological Survey - USGS). O LS05 disponibilizou imagens dos anos de 1985, 1990, 1995 e 2000 e 2005 e 2010.

O produto LST05_L1GS sensor MSS, operou com 4 bandas nas regiões do visível, infravermelho próximo, médio e termal. As bandas utilizadas foram: (B2) vermelho, (B3) infravermelho próximo (NIR) e (B4) infravermelho médio (MIR), a frequência de operação era de 0,63 – 0,69 μm , 0,76 – 0,90 μm e 1,55 – 1,75 μm respectivamente. Sua órbita era circular, Heliossíncrona (síncrona com o sol), com resolução radiométrica de 8 bits (0-255 níveis de quantização ou saturação). Todas com resolução espacial de aproximadamente 170 km x 185 km de faixa de operação e, com resolução espacial de 60 m (*pixel* da imagem). E resolução temporal de 16 dias. Estas imagens foram convertidas do formato csv.gz (tif) para o formato geotif e reprojctadas para o Sistema de Projeção Geográfica e *Datum* WGS 84 através do aplicativo Quantum GIS versão 2.18.24, disponibilizado gratuitamente pela equipe de desenvolvimento de software livre, disponível através do *site* <<https://qgis.org/pt.br/site>>.

As imagens do sensor TM, tinha resolução espacial de 30 m, com 7 bandas, tamanho de varredura da célula de 185 por 185 km, as bandas utilizadas foram: (B3) vermelho, (B4) infravermelho próximo e (B5) infravermelho médio, com frequências de 0,63 – 0,69 μm , 0,76 – 0,90 μm e 1,55 – 1,75 μm respectivamente.

Cabe salientar que as imagens do produto MSS e TM, não necessitam de qualquer tipo de correção, pois já passaram previamente por correções atmosférica, geométrica e radiométrica (MOREIRA; ADAMI; RUDORFF, 2004).

Mesmo assim, com o passar dos anos inúmeros autores têm questionado a confiabilidade radiométrica das imagens registradas pelo sensor TM a bordo do satélite Landsat5 (SLATER et al., 1987). O fato de ter superado amplamente a sua vida útil prevista quando foi desenvolvido sustenta esta questão. No entanto, pouco tem sido feito para avaliar o erro em que se incorre no cálculo destes valores, se esses valores são de fato preocupantes. (KUNTSCHIK; BITENCOURT, 2001). Para este trabalho, não foram encontrados erros de radiometria em

magnitude que justificassem uma correção específica ou que prejudicassem a tendência dos objetivos.

Ademais, foram utilizadas imagens do sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus), embarcado na plataforma Landsat 7 também com largura de operação de 185 por 185 km, com resolução multiespectral: 30 m; termal 120 m, pancromática 15 m. Resolução radiométrica de 8 bits (0 – 255 níveis de saturação), e com sazonalidade de 16 dias. Foram coletadas as bandas (B3) vermelho 0,63 – 0,69 μm , (B4) infravermelho próximo 0,76 – 0,90 μm e (B5) infravermelho médio 1,55 – 1,75 μm .

Devido à ocorrência de sucessivas falhas do sensor ETM+ plataforma LS07, e a inoperação do Landsat 6; coube novamente ao LS05 fornece as imagens de 2005 e 2010. No ano de 2013 Landsat 8 entra em operação. Fornecendo imagens de 2015 e 2020, completando a série de imagens do trabalho.

A plataforma LS08, embarca o sensor *Operational Land Imager* (OLI) e *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), resolução espacial pancromático de 15,0 m (oito bandas); multiespectral de 30,0 m (banda 1-7 e 9) e termal de 100,0 m (bandas 10-11). Largura de faixa de operação de 183 km. Tamanho da cena de 170 km por 183 km, resolução temporal de 16 dias e resolução radiométrica de 12 bits (4096 níveis de saturação). As bandas utilizadas foram: (B4) vermelho 0,64 - 0,67 μm , (B5) infravermelho próximo 0,85 – 0,88 μm e, (B6) infravermelho médio 1,57 – 1,65 μm .

A escolha pela adoção dos sensores Landsat se deve a ampla gama temporal de imagens disponíveis, uma ótima resolução para o objetivo no qual se propôs este trabalho, compor a mesma “família” de sensores e, gratuidade das imagens disponíveis.

Simultaneamente aos dados de sensoriamento remoto, utilizaram-se também dados de precipitação do banco de dados CHIRPS (Rainfall Estimates from Rain Gauge and Satellite Observations) da University of California. Com o objetivo de mesurar as médias de precipitações acumuladas dentro de um ano na região, lembrando que, dados de precipitação são geralmente constantes, dentro de uma mesma região, variando muito pouco sua média. O fluxograma da figura 9, representa a disposição do trabalho proposto.

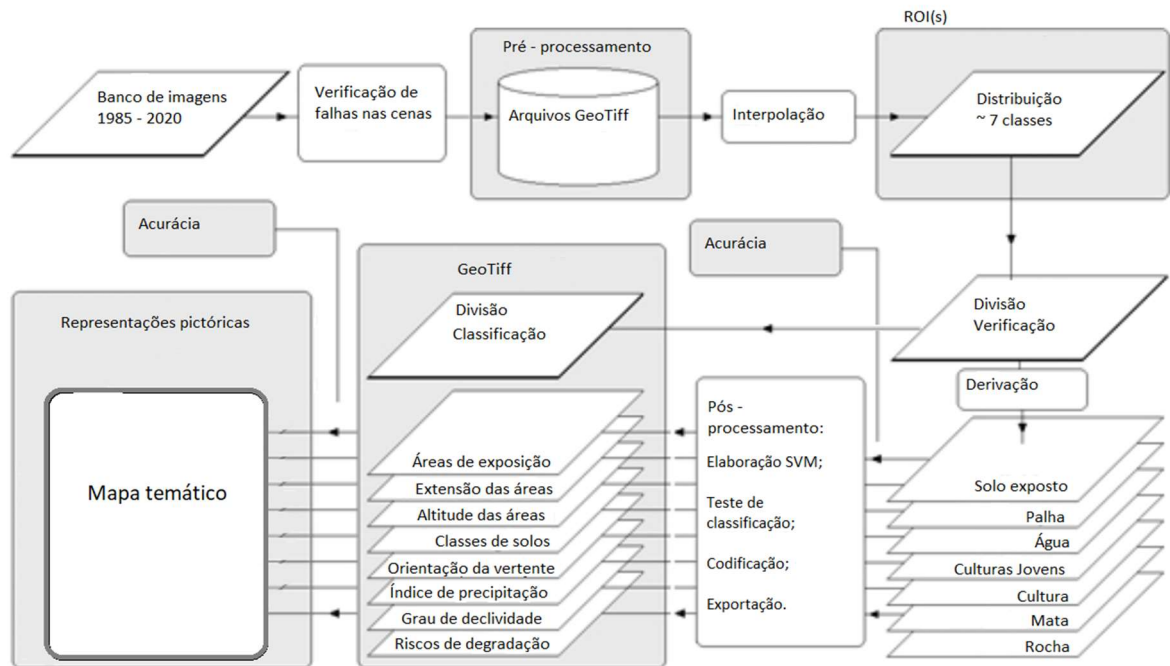


Figura 9 - Fluxograma do Trabalho

Fonte: O autor.

4.1 METODOLOGIA DE GEOPROCESSAMENTO

O procedimento adotado neste trabalho relacionou-se ao uso da metodologia de mapeamento, quanto a cobertura de solo e de monitoramento dos índices pluviométricos, este no que lhe concerne, fragmentado em estágios de efetivação. Utilizou-se esta metodologia por ser o mais adequado quanto a variável exposição de solo ao longo do tempo. O fluxograma do trabalho ficou da seguinte forma:

4.1.1 Mapeamento

O foco da metodologia consistiu em encontrar a variabilidade, quanto ao solo exposto, diretamente relacionado ao uso e ocupação, em uma série histórica – social, com a finalidade de constatar e medir o quanto em áreas estão se consolidando expostas de forma crescente ou até e mesmo decrescentes, nos anos em que se corre a pesquisa. Os intervalos adotados de cinco anos são exatamente para evidenciar essa variação.

A primeira data correspondente a coleta de imagem foi buscar no banco de dados USGS a mais recente de janeiro de 1985, um imageamento da região Sul do Brasil que estava contido o município de São Miguel do Oeste, no terceiro dia de janeiro de 1985 Landsat 5 faz sua primeira varredura naquele ano, na região de interesse, mas somente na próxima varredura no dia 19 é que foi possível extrair uma imagem adequada, devido ao intenso acúmulo de nuvens na primeira imagem.

O trabalho de garimpagem de imagem se estendeu por 3 meses (devido ao excesso de falhas nas imagens LS07), foram coletados 192 arquivos de imagens (primeira coleta) e, mais 68 imagens (segunda coleta), contabilizando Landsat 5, 7 e 8 (repetições), contendo todas as imagens de todos os anos de toda a série temporal (1985, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015 e 2020). São oito anos com imagens de todos os meses. Em média 2 imagens de cada mês eram aptas para realizar o pré-processamento.

Primeiramente foi realizado a conversão dos dados em formato (Tagged Image File Format) é um formato de arquivos gráficos bitmap (imagem), para geotiff (imagem com referência geográfica), utilizando-se para isso o aplicativo Quantum GIS 2.18.24, onde foram realizados os mosaicos da área de estudo. Na etapa de pré-processamento, foram utilizadas imagens de treinamento identificadas como (regiões de interesse) para diferenciar *pixels* puros da cena. Posteriormente categorizar (dar nome) as regiões de interesse (ROIs), a partir da ferramenta *Region of interest tool* (ROI), linguagem implementada junto ao *Environment for Visualizing Images* (ENVI versão 5.3 com arquitetura de processamento de 64 bits) software proprietário, com licença de usuário final.

Nas telas de imagens foram realizadas o recorte da área dos limites do município de São Miguel do Oeste, bem como o recorte da cidade de São Miguel do Oeste, neste trabalho priorizou-se a observação da área rural. Com um arquivo poligonal do tipo shp (shapefile) retirado do banco de dados dos municípios do (IBGE, 2020), foram feitos os recortes dos limites municipais e, com a confecção de um polígono da área da cidade, foi feito o recorte desta. Realizado o recorte, as imagens foram pré-selecionadas conforme os meses de maior intensidade agrícola (setembro a abril). A escolha por esta amplitude se dá por ser o que melhor

representa o ano agrícola na região e, por ser a melhor distribuição temporal de imagens pré-selecionadas (uma de cada ano), que restaram da classificação de imagens.

As imagens pré-processadas (uma de cada ano, 8 cenas) para cada data, foram alocadas para a composição R(MIR) G(NIR) B(R) na qual, posteriormente aplicado as regiões de interesse (ROIs). As regiões de interesse (ROIs) foram estas: Solo Exposto (SE), Palha (P), Água (A), Culturas (C), Culturas Jovens (CJ), Mata (M) e Pedreira (R). Não sendo possível identificar as regiões de Pedreira no ano de 2005, 2000, 1995, 1990 e 1985, bem como no ano de 1995 e anteriores as regiões com Água não foram identificadas, devido a mistura espectral não conseguir distinguir os elementos classificados na cena.

Os *pixels* de interesse (Solo Exposto) têm maior resposta espectral na banda MIR os *pixels* de (água/sombra) na banda RED, isto é, na faixa espectral onde estes alvos têm melhor resposta. Contudo, para a escolha das ROIS dos demais *pixels* (P, C, CJ, M e R), é indispensável descobrir os valores mais elevados de reflectância de cada elemento alvo na banda NIR correspondente, para a formação da imagem-fração (imagem modelada) de cada cena de cada ano. Para este procedimento utilizou-se da ferramenta SatVeg (Sistema de Análise Temporal da Vegetação) com o intuito de auxiliar a identificação de alvos na cena e, visualização de perfis temporais dos índices vegetativos e posteriormente classificar de acordo com a assinatura espectral de cada ROI na classificação restante (P, C, CJ, M e R), correspondente a cada componente da imagem fração.

Cada região de interesse, teve uma amostragem de pelo menos 60 pontos ou mais, essa quantidade elevada de ponto, se deve ao fato de tentativa da diluição do erro, posto que, quando se relaciona um *pixel* que não corresponde a classe selecionada, o erro pode acumular e ter uma classificação não correspondente a realidade, e como não utilizamos o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) não foram criados os *endmembers*, para separa os *pixels* não puros na seleção.

Desta maneira, obriga o operador que está informando as classes correspondentes ao algoritmo de aprendizado supervisionado, a Máquina de Suporte Vetorial (SVM), a selecionar áreas menores na cena, quase que exclusivamente “*pixels* puros” ou em outras palavras, evitando o ruído de *pixels* poluídos com outra classe.

Em seguida foram realizadas a confecção das imagens-fração (ROIs) para cada período. Então foram feitos os testes de classificação utilizando o classificador automático supervisionado SVM. Que realizou toda a classificação da cena, de acordo com as (ROIs) de treinamento. Os parâmetros configurados do SVM foram, núcleo tipo Função Base Radial (FBR), o nível de probabilidade foi de 0,25, na escala de 0 a 1, quanto mais próximos ao valor

unitário, maior é o número de *pixels* não classificados. Os demais parâmetros ficaram setados como padrão, quando a penalidade se apresenta como 100%.

Equação 1 - Cálculo para número de amostras.

$$N = \frac{T^2 \times Cv^2}{E^2} \quad (1)$$

N = Número de amostras;

T = Valor da distribuição *T student*;

Cv = Coeficiente de variação;

E = Erro máximo aceitável.

Para superar problema associado ao tempo, foram distribuídos pontos aleatórios nas imagens base, buscando uma proporção em relação a cena, e aos elementos alvo. A indicação da quantidade total de pontos amostrais é definida realizando o cálculo da intensidade amostral para uma população finita (SCOLFORO, 2006), (SILVEIRA et al., 2019), fundamentado na variabilidade dos *pixels* da imagem.

A variabilidade entre os *pixels* foi calculada em todas as bandas da imagem, com o adjutório do arranjo de 100 pontos aleatórios em toda a superfície da cena. Para cada ponto foi coletado um valor de reflectância do *pixel* da cena, este valor foi utilizado para o cálculo do coeficiente de variação. A banda com maior representação foi (B3) (vermelho) e foi utilizada no cálculo da equação 1, para a obtenção do número total de amostras a serem alocados na cena.

O valor da distribuição *T de Student*, é encontrado na tabela de distribuição de T ou ainda, pela resolução da equação que leva em consideração a média dos vetores na cena, que subtrai o número de amostras, onde o resultado, por sua vez, é dividido pelo desvio padrão, que ainda é dividido pela raiz quadrada do número de classes criadas. Os valores de *T student* = -4,71 e o coeficiente de variação da (B3) foi de 47,25 o erro aceitável é 5%. O cálculo mostrou que o número de amostras apropriado a serem distribuídas em toda a área é de 1.982 pontos. Esses valores foram diferentes nos mapas que continham menor número de classes 2005 não

identificado classe pedreira (P) e nos anos anteriores e no ano de (1995) não classificado corretamente água (confundida com sombra), e anos anteriores.

Essa distribuição de pontos aleatórios também pode ser definida no software QGIS, em classificação, podemos definir randomicamente o número aleatório de pontos, onde, podemos setar os pontos mínimos e proporcionais de uma imagem já classificada pelo SVM. Outros atributos podem ser configurados como distância mínima de cada ponto e sua vizinhança. Também podem ser feito os vetores de forma semiautomática, que é quando o software realizar a distribuição. Na figura 16, estão representados os pontos atribuídos na cena. Posteriormente, foi produzido a Matriz de Erro ou Matriz Confusão, para verificar quanto de disparidade estão relacionados com o mapa original.

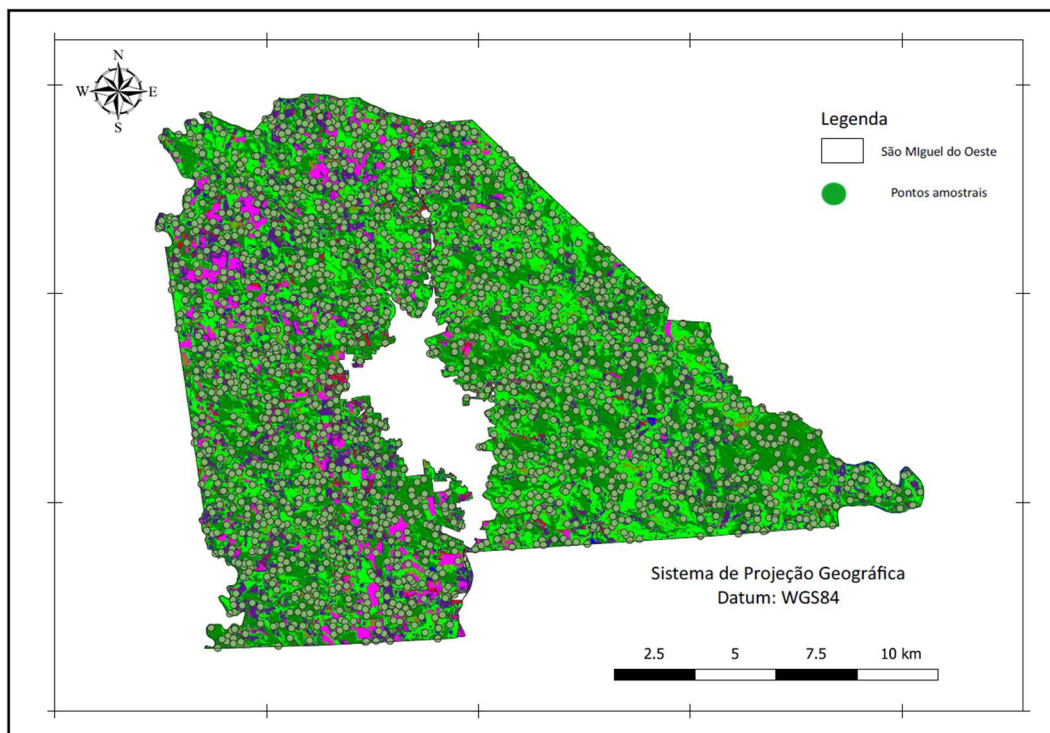


Figura 10- Distribuição de pontos sobre a área.

Fonte: O autor.

A partir da Matriz Confusão é calculada a Exatidão Global (Equação 2), que significa o total de acertos em relação ao total de amostras da máscara.

Equação 2 - Formula Estação Global

$$EG = \frac{A}{n} \times 100 \quad (2)$$

onde:

EG = Estação Global;

A = Acerto geral (pontos amostrais com acertos);

n = Número de pontos amostrados.

Outro dado que pode ser definido é o Índice Kappa (equação 3). É um índice frequentemente utilizado nestas análises de Matrizes Confusão, este índice é chamado também de parâmetro, no sentido estatístico de um número que descreve uma característica da população. (COHEN, 1960).

De acordo com (CONGALTON, 1991), esse índice deriva de uma técnica estatística para avaliação da concordância ou discordância em duas situações de interesse, cuja variação é de 0 a 1. Quanto mais próximo de 1, melhor é o resultado da classificação (Tabela 1).

$$K = \frac{[n \cdot \sum_{i=1}^r x_{ij} - \sum_{i=1}^r (x_{i \cdot} \cdot x_{\cdot j})]}{[n^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i \cdot} \cdot x_{\cdot j})]}$$

(3)

em que:

K = Índice Kappa de concordância;

n = Número de observações (pontos amostrais);

r = Número de linhas da matriz de erro;

x_{ij} = Observação na linha i e coluna j ;

$x_{i \cdot}$ = Total marginal da linha i ;

$x_{\cdot j}$ = Total marginal da coluna j ;

Tabela 1 – Parâmetros do índice Kappa

Índice Kappa (K)	Qualidade
$K = 0$	Péssima
$0,01 < K \leq 0,20$	Ruim
$0,21 < K \leq 0,40$	Razoável
$0,41 < K \leq 0,60$	Boa
$0,61 < K \leq 0,80$	Muito Boa
$0,81 < K \leq 1,00$	Excelente

Fonte: (LANDIS; KOCH, 1977).

Com os dados dos resultados de Índice Kappa e Exatidão Global, é possível determinar a melhor classificação, para verificar de maneira qualitativa o comportamento das classes de interesse mapeada. Nesta etapa, observou-se o comportamento das frações de cada classes distribuídas na cena.

A verificação qualitativa com o apoio da análise estatística, teve por objetivo, fornecer mais informações no processo de entendimento das possibilidades e limitações do classificador através das semelhanças e diferenças do principalmente do solo que se encontrava sem cobertura, com os demais alvos para cada época do ano para aquelas condições. A Figura, evidencia o fluxograma das etapas adotadas para o mapeamento das áreas de solo exposto.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 MAPEAMENTO

Os dados obtidos no processo do monitoramento são expressos para validar os resultados aqui propostos com principal item de estabilidade dos solos observados, se encontra a caracterização do principal fator, dentre os que foram analisados neste estudo, que predominaram sobre a perda de solo, neste contexto temos a variação da estabilidade temporal dos solos.

5.1.1 Estabilidade Temporal dos Solos

As análises dos quais parâmetros físicos (tipo de solo, vegetação e topografia) têm maior influência para determinar a estabilidade temporal da umidade do solo (JACOBS; HSU; CHOI, 2010). Para estes parâmetros o que teve maior influência na estabilidade temporal não foi a declividade. Entretanto a orientação da vertente indicou um fenômeno interessante, pois locais com face para o norte apresentaram melhor estabilidade temporal, do que aqueles voltados para o sul. Tal relação também se observou no proposto estudo, o que pode indicar que, a predominância de precipitações alvejando diretamente a face sul, foi predominante marcante para reduzir a estabilidade. Com relação à vegetação, áreas com vegetação esparsa mostraram menos estabilidade temporal e em contrapartida, área com cobertura de pastagem apresentaram maior estabilidade. E o tipo de solo com maior estabilidade foram os arenosos. (JACOBS; HSU; CHOI, 2010), tanto o tipo de cobertura quanto o tipo de solo se mostraram mais dinâmicos na determinação da estabilidade temporal da umidade do solo.

Para uma melhor visualização dos fenômenos de tendência temporal, se encontra os mapas do município (figura 11), nos anos que foram realizados as coletas dos dados, uma forma visual de como a dinâmica é muito intensa e tem uma variação ainda maior quando composta de ações antrópicas de utilização do solo.



Figura 11 - Temporalidade espacial

Fonte: O autor.

O ano de início do estudo demonstrou a maior área de solo em exposição, sem nenhuma proteção, muito se deve ao manejo ainda incipiente e em fase de transição, ou fato que pode explicar esse fato é ainda uma colonização de exploração e extração de madeira na região, como por exemplo o cedro e até mesmo a araucária, deixando o solo das áreas limpas.

A ocorrência de ações “regionais” como por exemplo a introdução do sistema de plantio direto que teve início em meados de 1990 na região Sul do Brasil com maior intensidade e difusão, teve uma ação perceptível no ano de 1995, com a elevação significativa de palha sobre áreas de lavoura, que por sinal, foi um marco histórico, obtendo o maior índice de palha sobre as áreas de lavoura, o que ocorreu até anos de 2000.

Posterior a este evento houve outra ação, em 2005 que, indica um sistema de outra forma de manejo, este, por sua vez, expôs mais áreas em solo nu. Esse acontecimento, ficou muito marcante nas cenas de imagens, o que pode ter indícios de um início da semeadura direta, um abandono parcial do sistema de plantio direto e, a introdução intensiva da produção de silagem para a alimentação do rebanho de gado leiteiro.

No ano de 2010, há uma redução das áreas em exposição o que demonstra uma sistematização de órgão e entidades públicas e privadas em trabalhar, o conjunto de sistemas na

produção da bacia leiteira, demonstrando uma preocupação com o tratamento do solo, como um sistema complexo que demanda cuidados.

O mesmo se comprova em 2015 que a menor exposição de solos no município, outro ponto relevante, indicando trabalhos de pesquisa, ensino e extensão que se instalou na cidade e região, justamente para melhorar o aporte científico e tecnológico. Mesmo assim, obtivemos uma das menores marcas de palha na lavoura, isso indica que, há a preocupação em semear logo após a extração, quando isso é possível, mas que, a necessidade de produzir alimento para os animais, deixa em exposição o solo, a prática da silagem, e fenação são exemplos que demandam mais estudos, para mitigar os efeitos da extração. Se de um lado há a necessidade de produzir alimentos, de outro haverá a nítida exposição.

O último ano de estudo, demonstrou a maior preocupação, o primeiro motivo é a elevação de solos em exposição, a segunda é a pouca relação de palha nestes, o motivo da falta de cobertura, poderia ser esperada e estimada, conforme a tendência de utilização deste material, mas a elevação ocorrência de solos nu, pode evidenciar um retrocesso, cabe avaliar as tendências e verificar, qual ou quais outros motivos, deixaram as lavouras em exposição. Um exemplo, poderia ser a precipitação, faltas de chuva são a principal causa de não haver a semeadura, esse evento ainda, é mais crítico quando o teor de matéria orgânica na lavoura é baixo, profundidade dos solos é rasa ou limitada, e há um excesso de uso de dejetos de animais, o que provoca a presença de sais solúveis que, quando em estiagem prolongada, retem a água do soluto do solo, reduzindo a capacidade de campo das plantas.

Nossa região é privilegiada devida a ocorrência de precipitações em abundância, mas tal fato, não está associado a retenção de água na lavoura, pratica pouco realizada na região. O que deveria ser mais bem explorado, compete com a produção de matéria seca para os animais, e o material vegetal, em sua maioria é exportado, reduzindo a matéria orgânica do solo, expondo o solo a erosão laminar, que leva os nutrientes que estão na superfície, o que proporciona um somatório de erros. Que por sua vez, acaba refletindo diretamente no custo ao produtor.

Os dados mensurados em áreas podem ser observados no gráfico da figura 19, observa-se que houve uma queda em relação a exposição do solo desde o período inicial, e um acréscimo de material orgânico significativo, isso se deve ao um processo de assistencialismo que, modificou o olhar sobre os solos, nesta região, o que em um panorama é, de fato uma alteração muito positiva e significativa, para o município e o próprio produtor.



Figura 12: Solo exposto x Palha.

Fonte: O autor.

Mesmo com o avanço com a relação de solos expostos, o incremento de palha sobre o mesmo ainda é precário e teve uma redução que se manteve desde o ano de 1995, esse fato pode ser explicado, devido a utilização do material vegetal para outros fins no meio rural, como já mencionado, a utilização de milho para produção de silagem.

Outra questão a salientar é a valorização das terras e, conseqüentemente, das propriedades as quais estão localizadas em situação de maior risco de erosão, a valorização do imóveis rurais, tende a ter uma maior apreciação, com relação a quanto destas áreas são possíveis de introdução de máquinas agrícolas, e há um consenso que, áreas de uma maior declividade, não atraem valor de compra, posto que, há um limitante, na concepção de produção mecanizada, sobre o olhar da monocultura convencional. Associada a isso, a probabilidade de perdas de insumos por erosão laminar e na maioria das vezes falta de manejo adequado para evitar o solo em exposição, acabam por tornar o imóvel rural, desvalorizado, e com problemas do ponto de vista agrônômicos crônicos.

6 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÃO

O presente estudo não pretendeu esgotar o tema referente aos monitoramentos e experimentos em processos erosivos, mas sim destacar algumas técnicas e métodos de geoprocessamento empregados no intuito de colaborar com a resolução de problemas ou apontá-los como tal. É importante destacar que as técnicas aqui apresentadas, além de baratas e simples são de fácil execução. A partir da adoção e da criação destas técnicas e métodos para monitorar os processos erosivos, é possível conhecer melhor a dinâmica dos processos erosão e aonde eles podem ocorrer com uma maior tendência e, conseqüentemente, adotar práticas de conservação dos solos que é, em última análise, um dos objetivos do estudo dos processos erosivos. A bibliografia aqui apresentada pode ser também um início para aqueles interessados na temática. Por fim, outros estudos podem ser levantados a partir deste, com intuito de validar ou refutar os dados aqui apontados.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, R. W. DE. **Monitoramento da cobertura do solo no entorno de hidrelétricas utilizando o classificador SVM (Support Vector Machines)**. Mestrado em Engenharia de Transportes—São Paulo: Universidade de São Paulo, 7 dez. 2011.

ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, p. 711–728, 1 dez. 2013.

BERTOL, I. et al. Erosividade das chuvas e sua distribuição entre 1989 e 1998 no município de Lages (SC). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 26, n. 2, p. 455–464, 2002.

BERTOL, I.; ALMEIDA, J. A. Tolerância de perda de solo por erosão para os principais solos do estado de Santa Catarina. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 24, n. 3, p. 657–668, 2000.

BEUTLER, J. **Erosão hídrica num Latossolo Vermelho aluminoférrico submetido a diferentes sistemas de preparo e cultivo do solo**. Lages, Universidade do Estado de Santa Catarina, 2000. 105p. Tese de Mestrado—[s.l.] UDESC, 2000.

BISPO, R. C. **Utilização de dados do sensor Modis no monitoramento e mapeamento da cultura de café**.

BISPO, R. C. USO DA ESTABILIDADE TEMPORAL PARA ESTIMATIVA DE PRODUTIVIDADE DE CAFÉ. p. 114, 2018.

BLANCO-CANQUI, H.; LAL, R. Crop Residue Removal Impacts on Soil Productivity and Environmental Quality. **Critical Reviews in Plant Sciences**, v. 28, n. 3, p. 139–163, 3 abr. 2009.

BOLFE, É. L.; SOARES, R. P.; DE MADRUGA AZAMBUJA, P. R. Avaliação da classificação digital de povoamentos florestais em imagens de satélite através de índices de acurácia. **Revista Árvore**, v. 28, n. 1, p. 85–90, 2004.

BROWN, M.; LEWIS, H. G.; GUNN, S. R. Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing. **IEEE Transactions on geoscience and remote sensing**, v. 38, n. 5, p. 2346–2360, 2000.

CAPELLESSO, A. J.; CAZELLA, A. A. Sustainability indicator of agroecosystems: a case study in areas of maize cultivation. **Ciência Rural**, v. 43, n. 12, p. 2297–2303, dez. 2013.

CARPENTER, S. R. et al. Nonpoint Pollution of Surface Waters with Phosphorus and Nitrogen. **Ecological Applications**, v. 8, n. 3, p. 559–568, 1998.

CARVALHO, M. P.; HERNANI, L. C. Parâmetros de erosividade da chuva e da enxurrada correlacionados com perdas de solo e erodibilidade de um Latossolo Roxo de Dourados (MS). **Revista brasileira de ciência do solo**, v. 25, n. 1, p. 137–146, 2001.

CHASTAIN, R. et al. Empirical cross sensor comparison of Sentinel-2A and 2B MSI, Landsat-8 OLI, and Landsat-7 ETM+ top of atmosphere spectral characteristics over the conterminous United States. **Remote sensing of environment**, v. 221, p. 274–285, 2019.

CHI, M.; FENG, R.; BRUZZONE, L. Classification of hyperspectral remote-sensing data with primal SVM for small-sized training dataset problem. **Advances in Space Research**, v. 41, n. 11, p. 1793–1799, 1 jan. 2008.

COGO, N. P.; LEVIEN, R.; SCHWARZ, R. A. Perdas de solo e água por erosão hídrica influenciadas por métodos de preparo, classes de declive e níveis de fertilidade do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 27, n. 4, p. 743–753, ago. 2003.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote sensing of environment**, v. 37, n. 1, p. 35–46, 1991.

CROSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. [s.l.] UNICAMP/Instituto de Geociências, 1999.

DONEDA, A. et al. Fitomassa e decomposição de resíduos de plantas de cobertura puras e consorciadas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 36, n. 6, p. 1714–1723, dez. 2012.

DRUCKER, H.; WU, D.; VAPNIK, V. N. Support vector machines for spam categorization. **IEEE Transactions on Neural networks**, v. 10, n. 5, p. 1048–1054, 1999.

Energia - CPTEC/INPE. Disponível em: <<http://energia1.cptec.inpe.br/>>. Acesso em: 18 ago. 2020.

Epagri/Cepa – Informação e planejamento para desenvolvimento agrícola, pesqueiro e florestal de SC., 2021. Disponível em: <<https://cepa.epagri.sc.gov.br/>>. Acesso em: 6 jan. 2021

FAUSTINO, A. B.; RAMOS, F. F.; DA SILVA, S. M. P. Dinâmica temporal do uso e cobertura do solo na Bacia Hidrográfica do Rio Doce (RN) com base em Sensoriamento Remoto e SIG: uma contribuição aos estudos ambientais. **Sociedade e Território**, v. 26, n. 2, p. 18–30, 2014.

FOSTER, G. R. et al. Conversion of the universal soil loss equation to SI metric units. **Journal of Soil and Water Conservation**, v. 36, n. 6, p. 355–359, 1981.

GANASRI, B. P.; RAMESH, H. Assessment of soil erosion by RUSLE model using remote sensing and GIS - A case study of Nethravathi Basin. **Geoscience Frontiers**, v. 7, n. 6, p. 953–961, 1 nov. 2016.

GOMES, J. DE L.; BARBIERI, J. C. Gerenciamento de recursos hídricos no Brasil e no estado de São Paulo: um novo modelo de política pública. **Cadernos EBAPE.BR**, v. 2, n. 3, p. 1 a 22–1 22, 1 jan. 2004.

GONÇALVES, F. N.; BACK, Á. J. Análise da variação espacial e sazonal e de tendências na precipitação da região sul do Brasil. **Revista de Ciências Agrárias**, v. 41, n. 3, p. 11–20, set. 2018.

GRANDE, J. D. et al. Residue Level and Manure Application Timing Effects on Runoff and Sediment Losses. **Journal of Environmental Quality**, v. 34, n. 4, p. 1337–1346, 2005.

IBGE. **Malha Municipal** | IBGE. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/15774-malhas.html?=&t=downloads>>. Acesso em: 13 jan. 2021.

IBGE | **Cidades@** | **Santa Catarina** | **São Miguel do Oeste** | **Panorama**. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sc/sao-miguel-do-oeste/panorama>>. Acesso em: 18 ago. 2020.

IBGE - **SIDRA**. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/home/leite/santa-catarina>>. Acesso em: 17 ago. 2020.

JACOBS, J. M.; HSU, E.-C.; CHOI, M. Time stability and variability of electronically scanned thinned array radiometer soil moisture during Southern Great Plains hydrology experiments. **Hydrological processes**, v. 24, n. 19, p. 2807–2819, 2010.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**. [s.l.] Parênteses, 2011.

KOSMAS, C. et al. The effect of land use on runoff and soil erosion rates under Mediterranean conditions. **Catena**, v. 29, n. 1, p. 45–59, 1997.

KUNTSCHIK, G.; BITENCOURT, M. D. 250 - Correção de imagens Landsat TM5 e avaliação do erro decorrente do uso de imagens NDVI não corrigidas. p. 8, 2001.

LIEBENOW, M. et al. Interrill erodibility: Collection and analysis of data from cropland soils. **Transactions of the ASAE**, v. 33, n. 6, p. 1882–1888, 1990.

LORENA, A. C.; DE CARVALHO, A. C. Uma introdução às support vector machines. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 14, n. 2, p. 43–67, 2007.

MAIN-KNORN, M. et al. **Sen2Cor for sentinel-2**. Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII. **Anais...**International Society for Optics and Photonics, 2017

MARGOLIS, E.; SILVA, A. DA; JACQUES, F. DE O. Determinação dos fatores da equação universal de perdas de solo para as condições de Caruaru (PE). **Bras. Ci. Solo**, v. 9, p. 165–169, 1985.

MARTINI, L. C. P.; TRENTINI, É. C. Agricultura em zonas ripárias do sul do Brasil: conflitos de uso da terra e impactos nos recursos hídricos. **Sociedade e Estado**, v. 26, n. 3, p. 613–630, dez. 2011.

MARTINS FILHO, E. C.; SILVA, J. R. C. Comparação de métodos de avaliação da erodibilidade em Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico. **Bras. Ci. Solo**, v. 9, p. 175–177, 1985.

MEUSBURGER, K. et al. Soil erosion modelled with USLE and PESERA using QuickBird derived vegetation parameters in an alpine catchment. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 12, n. 3, p. 208–215, 1 jun. 2010.

- MITTELMANN, A. et al. Avaliação de híbridos comerciais de milho para utilização como silagem na Região Sul do Brasil. **Ciência Rural**, v. 35, n. 3, p. 684–690, jun. 2005.
- MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 39, n. 3, p. 223–231, 2004.
- MUTCHLER, C. K.; CARTER, C. E. Soil erodibility variation during the year. **Transactions of the ASAE**, v. 26, n. 4, p. 1102–1104, 1983.
- QUEIROZ, M. A. Avaliação de tendências em séries de precipitação diária máxima anual na faixa central do estado de Minas Gerais. 2013.
- RÖMKENS, M. J. M.; ROTH, C. B.; NELSON, D. W. Erodibility of selected clay subsoils in relation to physical and chemical properties. **Soil Science Society of America Journal**, v. 41, n. 5, p. 954–960, 1977.
- SANTOS, H. G. DOS et al. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. [s.l.] Brasília, DF: Embrapa, 2018., 2018.
- SCOLFORO, J. R. **Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais**. [s.l.] Ed. UFLA, 2006.
- SILVEIRA, E. M. et al. Object-based random forest modelling of aboveground forest biomass outperforms a pixel-based approach in a heterogeneous and mountain tropical environment. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 78, p. 175–188, 2019.
- SLATER, P. N. et al. Reflectance-and radiance-based methods for the in-flight absolute calibration of multispectral sensors. **Remote sensing of environment**, v. 22, n. 1, p. 11–37, 1987.
- SMITH, D. D. Evaluating soil losses from field areas. **Journal of Agricultural Engineering Research**, v. 29, p. 394–398, 1948.
- TAVORA, M. P. et al. Perdas de solo, água e nutrientes em Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico de Ubajara (CE). **Revista brasileira de ciência do solo**, v. 9, n. 1, p. 63–66, 1985.
- TENG, H. et al. Assimilating satellite imagery and visible–near infrared spectroscopy to model and map soil loss by water erosion in Australia. **Environmental Modelling & Software**, v. 77, p. 156–167, 2016.
- VAPNIK, V. **The nature of statistical learning theory**. [s.l.] Springer science & business media, 2013.
- VOLK, L. DA S. CONDIÇÕES FÍSICAS DA CAMADA SUPERFICIAL DO SOLO RESULTANTES DO SEU MANEJO E INDICADORES DE QUALIDADE PARA REDUÇÃO DA EROÇÃO HÍDRICA E DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL. p. 168, 2006.
- WESTON, J. et al. **Feature selection for SVMs**. Advances in neural information processing systems. **Anais...**2001

WIENHOLD, B. J.; GILLEY, J. E. Cob Removal Effect on Sediment and Runoff Nutrient Loss from a Silt Loam Soil. **Agronomy Journal**, v. 102, n. 5, p. 1448–1452, 2010.

WISCHMEIER, W. H.; MANNERING, J. V. Relation of soil properties to its erodibility. **Soil Science Society of America Journal**, v. 33, n. 1, p. 131–137, 1969.

WISCHMEIER, W. H.; SMITH, D. D. **Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning**. [s.l.] Department of Agriculture, Science and Education Administration, 1978.

WREGE, M. S. et al. **Atlas climático da região sul do Brasil: estados do Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul**. [s.l.] Pelotas: Embrapa Clima Temperado; Colombo: Embrapa Florestas, 2012., 2012.

WUNSCHÉ, W. A.; DENARDIN, J. E. Conservação e manejo dos solos. I. Planalto Rio-grandense: considerações gerais. **Embrapa Trigo-Circular Técnica (INFOTECA-E)**, 1980.

8 APÊNDICES

Apêndice 1 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 1985.

Tabela 2 – Matriz de Erro (1985)

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	488	2	2	27	56	575	15,13	84,87
Cultura Emergente	58	29	0	9	6	102	71,57	28,43
Palha	3	8	5	1	2	19	73,68	26,32
Cultura	67	7	1	196	12	283	30,74	69,26
Mata	299	18	4	44	321	616	47,89	52,11
Total	845	64	12	277	397	1595		
Erro Omissão	42,25	54,69	58,33	29,24	19,14			
Acurácia Produtor EG	57,75	45,31	41,67	70,76	80,86			
	100	100	100	100	100			
Kappa	0,49							

Fonte: O autor.

Apêndice 2 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 1990.

Tabela 3 – Matriz de Erro (1990).

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	583	29	4	25	64	705	17,3	82,7
Cultura Emergente	58	91	0	1	7	157	42,04	57,96
Palha	2	0	8	0	1	11	27,27	72,73
Cultura	15	6	1	154	5	181	14,92	85,08
Mata	76	17	4	27	417	541	22,92	77,08
Total	734	143	17	207	494	1595		
Erro Omissão	20,57	36,36	52,94	25,6	15,59			
Acurácia Produtor EG	79,43	63,64	47,06	74,4	84,41			
	100	100	100	100	100			
Kappa	0,68							

Fonte: O autor.

Apêndice 3 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 1995.

Tabela 4 – Matriz de Erro (1995).

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	294	12	18	6	23	353	16,71	83,29
Cultura Emergente	52	19	5	10	12	98	80,61	19,39
Palha	56	6	354	8	9	433	18,24	81,76
Cultura	27	9	7	144	17	204	29,41	70,59
Mata	65	4	14	7	417	507	17,75	82,25
Total	494	50	398	175	478	1595		
Erro Omissão	40,49	62	11,06	17,71	12,76			
Acurácia Produtor EG	59,51	38	88,94	82,29	87,24			
	100	100	100	100	100			
Kappa	0,69							

Fonte: O autor.

Apêndice 4 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 2000.

Tabela 5 – Matriz de Erro (2000).

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Corpos de Água	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	329	17	16	7	44	1	414	20,53	79,47
Cultura Emergente	14	142	7	29	14	3	209	32,06	67,94
Palha	11	14	91	9	25	1	151	39,74	60,26
Cultura	8	18	8	241	37	2	314	23,25	76,75
Mata	25	20	17	45	534	2	643	16,95	83,05
Corpos de Água	3	2	3	6	19	8	41	80,49	19,51
Total	390	213	142	337	673	17	1772		
Erro Omissão	15,64	33,33	35,92	28,49	20,65				
Acurácia Produtor EG	84,36	66,67	64,08	71,51	79,35				
	100	100	100	100	100				
Kappa	0,68								

Fonte: O autor.

Apêndice 5 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 2005.

Tabela 6 – Matriz de Erro (2005).

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Corpos de Água	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	538	7	6	8	36	5	600	10,33	89,67
Cultura Emergente	27	12	4	26	15	1	85	85,88	14,12
Palha	33	1	82	7	6	2	131	37,4	62,6
Cultura	48	1	8	180	43	3	283	36,4	63,6
Mata	82	2	5	18	513	4	624	17,79	82,21
Corpos de Água	16	3	1	9	7	13	49	73,47	26,53
Total	744	26	106	248	620	28	1772		
Erro Omissão	27,69	53,85	22,64	27,42	17,26	53,57			
Acurácia Produtor EG	72,31	46,15	77,36	72,58	82,74	46,43			
	100	100	100	100	100	100			
Kappa	0,65								

Fonte: O autor.

Apêndice 6 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 2010.

Tabela 7 – Matriz de Erro (2010).

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Corpos de Água	Pedreira (roxa nu)	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	305	5	32	12	25	3	0	382	20,16	79,84
Cultura Emergente	27	64	6	27	31	4	0	159	59,75	40,25
Palha	31	16	233	18	28	5	2	333	30,03	69,97
Cultura	7	22	14	355	47	8	0	453	21,63	78,37
Mata	9	3	26	32	416	9	0	495	15,96	84,04
Corpos de Água	3	0	2	12	23	46	2	88	47,73	52,27
Pedreira (roxa nu)	14	2	4	19	25	4	4	72	94,44	5,56
Total	396	112	317	475	595	79	8	1982		
Erro Omissão	22,98	42,86	26,5	25,26	30,08	41,77	50			
Acurácia Produtor EG	77,02	57,14	73,5	74,74	69,92	58,23	50			
	100	100	100	100	100	100	100			
Kappa	0,65									

Fonte: O autor.

Apêndice 7 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 2015.

Tabela 8 – Matriz de Erro (2015).

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Corpos de Água	Pedreira (roxa nu)	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	323	26	11	18	3	3	2	386	16,32	83,68
Cultura Emergente	41	90	5	29	7	7	0	179	49,72	50,28
Palha	25	44	111	13	10	8	1	212	47,64	52,36
Cultura	5	23	4	378	37	3	0	450	16	84
Mata	10	11	6	27	423	7	0	484	12,6	87,4
Corpos de Água	8	1	1	4	12	95	0	121	21,49	78,51
Pedreira (roxa nu)	58	9	12	46	16	2	7	150	95,33	4,67
Total	470	204	150	515	508	125	10	1982		
Erro Omissão	31,28	55,88	26	26,6	16,73	24	30			
Acurácia Produtor EG	68,72	44,12	74	73,4	83,27	76	70			
	100	100	100	100	100	100	100			
Kappa	0,65									

Fonte: O autor.

Apêndice 8 – Matriz de erros ou confusão para validação dos dados do estudo referentes ao ano de 2020.

Tabela 9 – Matriz de Erro (2020).

	Solo Exposto	C.E	Palha	Cultura	Mata	Corpos de Água	Pedreira (roxa nu)	Total	Erro Comissão	Acurácia Usuário
Solo Exposto	410	7	33	21	14	0	0	485	15,46	84,54
Cultura Emergente	32	54	7	15	12	0	0	120	55	45
Palha	26	14	129	42	19	3	2	235	45,11	54,89
Cultura	18	2	16	478	52	2	1	569	15,99	84,01
Mata	8	3	5	24	413	2	2	457	9,63	90,37
Corpos de Água	7	0	5	3	9	37	0	61	39,34	60,66
Pedreira (roxa nu)	6	0	17	12	6	2	12	55	78,18	21,82
Total	507	80	212	595	525	46	17	1982		
Erro Omissão	19,13	32,5	39,15	19,66	21,33	19,57	29,41			
Acurácia Produtor EG	80,87	67,5	60,85	80,34	78,67	80,43	70,59			
	100	100	100	100	100	100	100			
Kappa	0,71									

Fonte: O autor.

