

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
INSTITUTO DE GEOGRAFIA – IG  
CAMPUS MONTE CARMELO  
CURSO DE ENGENHARIA DE AGRIMENSURA E CARTOGRÁFICA**

**GIOVANE GUSSONI BARBOSA**

**MAPEAMENTO DE LAVOURAS DE CAFÉ E DE ÁREAS PROPÍCIAS A  
EXPANSÃO DE LAVOURAS CAFEEIRAS NO MUNICÍPIO DE MONTE  
CARMELO -MG**

**MONTE CARMELO**

**2022**

**GIOVANE GUSSONI BARBOSA**

**MAPEAMENTO DE LAVOURAS DE CAFÉ E DE ÁREAS PROPÍCIAS A  
EXPANSÃO DE LAVOURAS CAFEIEIRAS NO MUNICÍPIO DE MONTE  
CARMELO -MG**

Trabalho de Conclusão de Curso, apresentado como exigência parcial para obtenção do Título de bacharel em Engenharia de Agrimensura e Cartográfica da Universidade Federal de Uberlândia, campus Monte Carmelo.

Orientador: Rodrigo Bezerra de Araújo Gallis

**MONTE CARMELO**

**2022**

**GIOVANE GUSSONI BARBOSA**

**MAPEAMENTO DE LAVOURAS DE CAFÉ E DE ÁREAS PROPÍCIAS A  
EXPANSÃO DE LAVOURAS CAFEIEIRAS NO MUNICÍPIO DE MONTE  
CARMELO -MG**

Trabalho de Conclusão de Curso, apresentado  
como exigência parcial para obtenção do Título de  
bacharel em Engenharia de Agrimensura e  
Cartográfica da Universidade Federal de  
Uberlândia, campus Monte Carmelo.

Orientador: Rodrigo Bezerra de Araújo Gallis

Aprovado em: \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Dr. Rodrigo Bezerra de Araújo Gallis, IG/UFU (Orientador)

Universidade Federal de Uberlândia

---

Prof. Dr. Ricardo Luis Barbosa

Universidade Federal de Uberlândia

---

MSc. Samuel Lacerda de Andrade

Universidade Federal de Uberlândia

**MONTE CARMELO**

**2022**

## RESUMO

O Brasil se destaca internacionalmente na produção de café possuindo um terço da produção mundial e 1,88 milhões de hectares plantados. Nacionalmente, o estado de Minas Gerais se destaca como maior produtor dominando 50% da produção do país. O produto se destaca também como sendo o de maior exportação do agronegócio brasileiro, tendo assim grande influência na economia nacional. Devido à grande expressão da cultura, o café necessita de uma grande quantidade de informações para o planejamento das lavouras de forma a se alcançar uma alta produtividade levando em consideração também fatores ambientais e socioeconômicos. Neste sentido, o sensoriamento remoto e técnicas de geoprocessamento são uma potente ferramenta no mapeamento e monitoramento do cafeeiro, possibilitando que além do mapeamento e monitoramento de lavouras já implantadas, seja também realizado o mapeamento das possíveis áreas para expansão do cafeeiro. Tendo isto em vista, o presente trabalho realizou o mapeamento da cultura no município de Monte Carmelo-MG, e das possíveis áreas para expansão da cultura cafeeira. Para o mapeamento das lavouras de café foram utilizadas imagens do sensor *PlanetScope* e uma abordagem de classificação supervisionada com o uso do algoritmo da Máxima Verossimilhança. Para a delimitação das possíveis áreas de expansão das lavouras cafeeiras foram levados em consideração os seguintes fatores: tipo de solo, proximidade com rodovias e povoados, proximidade com corpos hídricos, declividade e hipsometria.

Palavras-chave: café, geoprocessamento, sensoriamento remoto, mapeamento.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esquema representativo dos quatro elementos básicos do Sensoriamento Remoto.....	12
Figura 2 – Assinatura espectral da vegetação.....	17
Figura 3 – Assinaturas espectrais de diferentes tipos de cobertura urbana.....	18
Figura 4 – Localização da Área de Estudos.....	22
Figura 5 – Fluxograma Metodológico.....	24
Figura 6 – Mosaico das imagens para o município de Monte Carmelo – MG.....	25
Figura 7 – Mapa da classificação do uso e ocupação do solo de Monte Carmelo – MG.....	30
Figura 8 – Disposição das amostras na área de estudos.....	31
Figura 9 – Mapa hipsométrico de Monte Carmelo.....	32
Figura 10 – Mapa de declividade de Monte Carmelo.....	33
Figura 11 – Mapa do trecho rodoviário de Monte Carmelo.....	34
Figura 12 – Mapa de solos de Monte Carmelo.....	35
Figura 13 – Mapa da hidrografia de Monte Carmelo.....	36
Figura 14 – Mapa das áreas propícias a plantio ou expansão de lavouras de café.....	37
Figura 15 – Lavouras de café mapeadas pela CONAB e pelo algoritmo da Máxima Verossimilhança...	38

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Especificações do Sensor <i>PlanetScope</i> .....	23
Quadro 2 – Índice Kappa.....	27

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Representação de uma matriz de confusão genérica. ....	26
Tabela 2 – Matriz confusão da classificação. ....	32

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	7
<b>2. OBJETIVOS</b> .....	9
<b>3. JUSTIFICATIVA</b> .....	10
<b>4. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	11
<b>4.1 Sensoriamento Remoto</b> .....	11
<b>4.2 Sistemas Sensores</b> .....	12
4.2.1 <i>Resolução Espacial</i> .....	13
4.2.2 <i>Resolução Espectral</i> .....	14
4.2.3 <i>Resolução Radiométrica</i> .....	14
4.2.4 <i>Resolução Temporal</i> .....	14
<b>4.3 Comportamento Espectral de Alvos</b> .....	15
4.3.1 <i>Características Gerais da Reflectância da Vegetação</i> .....	16
4.3.2 <i>Características Gerais da Reflectância da Paisagem Urbana</i> .....	17
4.3.3 <i>Características Gerais da Reflectância da Água</i> .....	18
4.3.4 <i>Características Gerais da Reflectância dos Solos</i> .....	19
<b>4.4 Processamento Digital de Imagens</b> .....	19
4.4.1 <i>Classificação de Imagens</i> .....	19
4.4.1.1 <i>Algoritmos de Classificação Supervisionada</i> .....	20
<b>5. MATERIAL E METODOS</b> .....	22
<b>5.1 Área de Estudos</b> .....	22
<b>5.2 Material</b> .....	23
5.2.1 <i>Imagens PlanetScope</i> .....	23
<b>5.3 Metodologia</b> .....	23
5.3.1 <i>Aquisição das Imagens</i> .....	24
5.3.2 <i>Classificação das Imagens</i> .....	25
5.3.3 <i>Controle de Qualidade da Classificação</i> .....	26
5.3.4 <i>Análises espaciais</i> .....	28
<b>6. RESULTADOS</b> .....	30
<b>7. CONCLUSÃO</b> .....	39
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	41

## 1. INTRODUÇÃO

Nos tempos atuais um dos maiores países produtores de café é o Brasil, que tem produção equivalente a um terço do cultivo mundial, e detém de área plantada aproximadamente 1,88 milhões de hectares. O país se destaca no mundo tendo uma média de produção equivalente a 63,08 milhões de sacas beneficiadas. O principal estado produtor é Minas Gerais, considerando que seu domínio é mais que 50% da produção nacional (CONAB,2020). O café tem destaque como o maior produto de exportação do agronegócio, possibilitando ter muita influência ativa na economia do estado e do país por alta a geração de emprego a muitas pessoas. Devido sua importância o café necessita de alta demanda de informações durante sua produção, para que seja planejado sua safra, ter constante inspeção das lavouras, e mapeamento das possíveis áreas para expansão de lavouras cafeeiras.

De acordo com Meneses (2012), sensoriamento remoto é uma ciência que tem por objetivo o desenvolvimento da obtenção de imagens da superfície da Terra realizando a detecção e mensuração das interações da radiação eletromagnética com os objetos terrestres. Novo (2010) acrescenta que o sensoriamento remoto também pode ser definido como a utilização de modernos equipamentos sensores, aparatos para processamento de dados, instrumentos para transmissão de dados instalados a bordo de aeronaves, espaçonaves, ou outras plataformas, que têm por objetivo o estudo da superfície terrestre através do registro e posterior análise das relações entre a radiação eletromagnética e as substâncias que a compõem em suas mais diversas ocorrências.

Barbosa (2009) explica que o entendimento da dinâmica de uma paisagem em uma certa região é um importante agente no planejamento e para a adoção de políticas visando o desenvolvimento sustentável e racional, evidenciando assim, ainda mais, a importância do estudo de técnicas de sensoriamento remoto.

O sensoriamento remoto apresenta grande utilidade na manutenção dos registros do uso da terra ao longo dos anos (PIROLI et al. 2004). Neste contexto as imagens de satélite apresentam grande utilidade, possibilitando analisar as mudanças ocorridas na paisagem de uma região em um dado período.

Moreira *et al.* (2004) elucidam também que os avanços nas técnicas de sensoriamento remoto têm auxiliado de forma expressiva no monitoramento e mapeamento do cafeeiro. Entretanto, os mesmos autores também destacam a grande variabilidade do padrão espectral das lavouras brasileiras pois o país apresenta lavouras implantadas em variados tipos de relevos,

extensões, espaçamentos entre lavouras e diferentes maneiras de conduzir e manejar a lavoura, dificultando assim o monitoramento das lavouras com o uso do sensoriamento remoto. Desta forma, diversos estudos têm sido desenvolvidos na área, procurando entender quais parâmetros podem ou não influenciar na resposta espectral das lavouras.

Além do mapeamento das lavouras de café já implantadas, o mapeamento das possíveis áreas para expansão ou implantação de novas lavouras é grande importância, levando em consideração a influência socioeconômica que o café exerce. Tendo isso em vista, antes de implantar uma lavoura é necessário analisar alguns fatores que visam alcançar uma cafeicultura moderna, de alta produtividade, com viabilidade econômica e socioambiental (SULZBACH; GONÇALVES; ANDRADE, 2019). Neste contexto, os mesmos autores destacam alguns parâmetros que precisam ser analisados, tais como: a) Relevo, pois este influencia diretamente no sistema de plantio, na escolha de cultivares, espaçamento entre plantas e uso ou não da mecanização agrícola; b) Solo, este deve apresentar condições favoráveis para o desenvolvimento do cafeeiro, oferecendo características físicas, químicas e biológicas para isso; c) Legislação ambiental, observar fatores legais a ocupação do solo de forma correta e que não acarrete danos ao meio ambiente. Além destes também devem ser levados em consideração quaisquer outros fatores que influenciem na implantação de novas lavouras.

Neste contexto, técnicas de geoprocessamento se mostram uma potente ferramenta, pois além do mapeamento de áreas já ocupadas com lavouras de café, das estimativas de produção entre outros, também é possível realizar o mapeamento de áreas propícias a implantação de novas lavouras.

Este trabalho utilizou técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto para a identificação de lavouras de café e das possíveis áreas de expansão da cultura no município de Monte Carmelo – MG. Para a identificação do uso e ocupação do solo, e conseqüentemente das lavouras de café, foram utilizadas imagens do satélite *PlanetScope* de resolução espacial de 3 metros e uma abordagem de classificação supervisionada com o uso do algoritmo da Máxima Verossimilhança. Para o mapeamento das áreas propícias as implantações de novas lavouras foram levadas em consideração o tipo de solo, proximidade com rodovias e povoados, proximidade com corpos hídricos, declividade e hipsometria.

## 2. OBJETIVOS

O presente trabalho tem como objetivo geral realizar o mapeamento do cultivo de café no município de Monte Carmelo – MG, bem como das possíveis áreas para expansão do cultivo desta cultura.

Para tanto, são enunciados os seguintes objetivos específicos:

- Realizar a classificação supervisionada de imagens de alta resolução espacial, utilizando o algoritmo da Máxima Verossimilhança;
- Elaborar mapas temáticos para auxiliar no processo de determinação de áreas propícias a expansão de lavouras de café no município de Monte Carmelo-MG;
- Elaborar um mapa temático do uso e ocupação do solo;
- Avaliar os resultados da classificação, utilizando indicadores extraídos da matriz confusão, afim de determinar se a metodologia utilizada foi eficaz na distinção dos diferentes tipos de uso e ocupação do solo.
- Comparar o mapeamento das áreas propícias a implantação ou expansão de lavouras de café com o mapeamento das lavouras de café no município de Monte Carmelo.

### 3. JUSTIFICATIVA

Historicamente o setor agrícola sempre esteve muito presente no desenvolvimento econômico e social do país, podendo-se destacar a produção cafeeira. Segundo a CONAB (2020), o Brasil se destaca na produção mundial deste produto, com cerca de 63,08 milhões de sacas comercializadas. Nacionalmente, Minas Gerais se destaca na produção, detendo mais da metade da produção. Moreira et al. (2004) destacam também a importância social do café que, devido as características do cultivo e produção, ainda nos tempos atuais, depende muito do serviço braçal, seja nas etapas de cultivo e produção ou nas fases finais de beneficiamento e comercialização do produto.

Tendo em vista a grande importância do cafeeiro, a implantação de políticas e incentivos que visem a redução nos custos de produção, acréscimo na produção e na qualidade sem que se deixe de lado as questões ambientais e sociais é de grande importância. Para isso o uso de metodologias que visem a obtenção de informações a respeito da cafeicultura é indispensável.

Neste contexto o uso de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento vem se destacando muito, uma vez que a evolução tecnológica em sensoriamento remoto vem promovendo um grande acréscimo na qualidade das imagens, possibilitando assim uma visão mais detalhada dos ambientes em geral (ANDRADE; SILVA, 2011). Além das áreas já implantadas com lavouras de café, o mapeamento de áreas com potencial à implantação ou expansão de lavouras é de grande importância, uma vez que este tipo de dados podem dar subsídio aos órgãos públicos ou entidades ligadas à produção cafeeira na implantação de políticas de ajuda e incentivo aos produtores de café.

Tendo em vista a importância da cultura cafeeira para o Brasil e para o estado de Minas Gerais, o presente trabalho realizou o mapeamento das lavouras de café e das áreas propícias a implantação ou expansão da cultura fazendo o uso de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento para a identificação destas áreas.

## 4. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

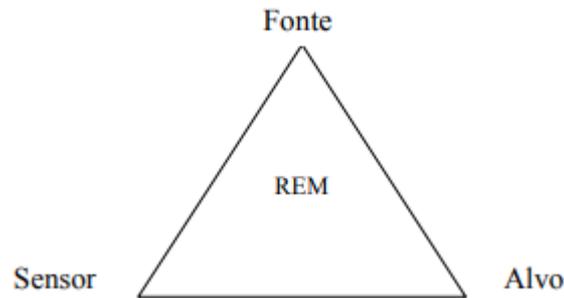
### 4.1 Sensoriamento Remoto

O entendimento da dinâmica de uma paisagem em uma certa região é um importante agente no planejamento e para a adoção de políticas visando o desenvolvimento sustentável e racional. Neste contexto, o sensoriamento remoto se mostra uma exímia ferramenta na obtenção de informações a respeito do uso da terra, princípio fundamental para o planejamento da territorial (BARBOSA, 2009).

Novo (2010) define o Sensoriamento Remoto como a utilização de modernos equipamentos sensores, aparatos para processamento de dados, instrumentos para transmissão de dados instalados a bordo de aeronaves, espaçonaves, ou outras plataformas, que têm por objetivo o estudo da superfície terrestre através do registro e posterior análise das relações entre a radiação eletromagnética e as substâncias que a compõem em suas mais diversas ocorrências. A autora também descreve os sensores como dispositivos capazes de realizar a conversão da radiação eletromagnética proveniente das substâncias que compõem a superfície terrestre em um sinal passível de ser convertido em informação acerca do ambiente ou objeto de interesse.

A premissa fundamental do Sensoriamento Remoto é a existência de uma fonte de energia para iluminar o objeto. Esta energia pode ser advinda do próprio sistema sensor ou de uma outra fonte de iluminação, como por exemplo o Sol e até mesmo do próprio objeto a ser imageado. É através da interação desta energia, chamada de radiação eletromagnética (REM), que podemos obter informações a respeito dos objetos pelos sensores. Para melhor compreensão das técnicas de Sensoriamento Remoto, é necessário compreender e identificar os quatro elementos básicos que envolvem o uso desta técnica, os quais podem ser representados através do esquema apresentado na Figura 1.

Figura 1 – Esquema representativo dos quatro elementos básicos do Sensoriamento Remoto.



Fonte: Novo; Ponzoni (2001)

Na parte central do triângulo temos a Radiação Eletromagnética (REM), que faz a ligação entre todos os outros elementos, representados pelos vértices do triângulo. São eles, o sensor, que é o instrumento capaz de realizar a conversão da REM em informações a respeito do alvo de interesse, também chamado de objeto, que retrata o elemento o qual se deseja extrair informações e a fonte, que pode ser o Sol, mas que também podem ser outras fontes, como por exemplo a Terra para os sensores passivos de micro-ondas e termais ou as antenas de micro-ondas para os sistemas radares (NOVO; PONZONI; 2001).

A evolução tecnológica em sensoriamento remoto vem promovendo um grande acréscimo na qualidade das imagens, possibilitando assim uma maior visão dos ambientes em geral. Novo (2010) destaca a grande utilidade do Sensoriamento Remoto nas mais diversas áreas, dentre as quais podemos destacar: mapeamento de áreas urbanas, agricultura, geologia, ecologia, estudos florestais, cartografia, oceanografia, hidrologia, limnologia, militar, e muitas outras áreas em que o Sensoriamento Remoto pode trazer avanços significativos nos estudos.

## 4.2 Sistemas Sensores

Os sistemas sensores são os equipamentos responsáveis pela coleta da REM proveniente de algum alvo de interesse e por realizar sua transformação em formas passíveis à extração de informações, como por exemplo uma imagem ou um gráfico.

Os sistemas sensores podem ser classificados em sistemas ativos ou passivos, de acordo com a fonte da REM. Os sensores passivos captam a energia que os elementos refletem, como por exemplo a energia solar refletida, ou a energia que os próprios objetos emitem, ou seja, este tipo de sensor depende de uma fonte externa de radiação para realizar a coleta e transformação

dessa energia em algum tipo de informação. Já os sensores ativos produzem sua própria radiação que, após emitida pelo sensor, interage com o objeto e retorna ao sensor (NOVO, 2010).

Segundo Novo (2010), os sensores podem ser divididos ainda em sistemas imageadores e não imageadores. Um sistema imageador nos fornece uma imagem bidimensional da REM refletida pelo objeto, por isso, é apropriado à produção de informações espaciais. Sensores não imageadores possibilitam realizarmos medidas de intensidade de energia que é refletida por um alvo sem obrigatoriamente produzir uma imagem do alvo. Além disso, ainda podem ser divididos quanto ao processo utilizado na formação da imagem. Sistemas de quadro, adquirem a cena em sua totalidade de uma única vez. Já os sistemas de varredura realizam a formação da imagem coletando sequencialmente imagens elementares, também chamadas *pixels*.

Todo sensor, independentemente de sua classificação, é caracterizado por alguns elementos básicos, que informam ao usuário o que almejar dos dados coletados. As características de um sensor podem ser divididas em: radiométricas, espectrais, geométricas e temporais. Características radiométricas retratam a eficácia do sensor em discriminar alvos em função das diferenças de energia que refletem ou emitem. As características espectrais nos mostram as regiões do espectro eletromagnético que o sensor opera, as características geométricas indicam a qualidade geométrica da imagem obtida em termos de forma e posição dos alvos imageados em relação a sua forma e posição no terreno e as características temporais do sensor retratam quanto tempo o sensor demora para imagear novamente uma mesma área. As características de um sensor estão, geralmente, relacionadas aos tipos de resoluções e a sua qualidade pode ser descrita pela capacidade de obter informações acerca da energia eletromagnética.

#### 4.2.1 Resolução Espacial

De acordo com Figueiredo (2005) cada sistema sensor possui a capacidade de definir o tamanho do *pixel* que corresponde a menor parcela imageada, ressalta ainda que é impossível identificar um único alvo dentro de um único *pixel*, uma vez que seu valor é composto por todo o feixe de luz da área de solo equivalente ao mesmo.

Segundo Novo (2010) o nível de detalhamento de uma imagem e as informações que podem ser distinguidas em uma imagem dependem da resolução espacial do sensor, esta representa a menor feição possível de ser detectada pelo equipamento em questão. Menezes e

Almeida (2012) salienta ainda que, quanto maior for o tamanho de um *pixel*, menor será a resolução espacial deste sensor.

#### 4.2.2 *Resolução Espectral*

A resolução espectral é uma medida de largura das faixas espectrais e da amplitude das regiões espectrais captadas pelo sensor. Sendo assim, um sensor possui melhor resolução espectral se possuir um maior número de bandas espectrais em regiões diferentes e menores dimensões de comprimentos de onda (NOVO, 2010).

De acordo com Menezes e Almeida (2012), a resolução espectral envolve pelo menos três medidas. O número de faixas espectrais que o sistema sensor possui, a largura do comprimento de onda das faixas e a posição em que as faixas estão situadas no espectro eletromagnético são parâmetros importantes para que o sensor alcance uma boa resposta espectral.

#### 4.2.3 *Resolução Radiométrica*

A resolução radiométrica de um sistema sensor detalha sua capacidade em distinguir mudanças no nível de energia refletida, emitida ou retroespalhada pelo alvo. E quanto maior for a eficácia do sensor em diferenciar a intensidade do sinal, maior será sua resolução radiométrica (NOVO, 2010).

O valor de saída dos detectores, a partir da intensidade de energia que o sensor capta, é um número digital, este processo é chamado de quantização. De modo que, quanto maior forem os valores digitais maior será a qualidade visual da imagem (MENESES; ALMEIDA, 2012).

#### 4.2.4 *Resolução Temporal*

A resolução temporal indica a frequência com que um sensor recobre uma mesma área e obtém imagens periódicas ao longo de sua vida útil (MENESES; ALMEIDA, 2012). Os mesmos autores elucidam que a resolução temporal tem grande importância no acompanhamento e detecção de mudanças que acontecem na superfície terrestre. Isto fica mais

evidente ao se trabalhar com alvos que apresentam variabilidade com o decorrer do tempo, como por exemplo o ciclo fenológico das culturas, desastres ambientais e o desflorestamento, por exemplo.

### **4.3 Comportamento Espectral de Alvos**

Para que seja possível a extração de informações de forma eficiente com base em dados de sensoriamento remoto, é muito importante conhecer como os objetos da superfície terrestre se comportam espectralmente e quais componentes podem interferir neste comportamento (NOVO, 2010).

De acordo com Novo (2010), conhecer como os alvos se comportam espectralmente não é importante somente na extração de informações, mas também na escolha do tipo de pré-processamento que será utilizado, qual a forma de adquirir os dados e até mesmo na escolha do sensor a ser utilizado. A autora salienta que se fosse possível medir a reflectância de um objeto em faixas estreitas e contíguas ao longo do espectro eletromagnético, poderíamos construir um gráfico que retratasse sua assinatura espectral. No entanto, esta medida terá mudanças caso o alvo tenha sua posição alterada. Por isso, o que se mede na prática, é o comportamento espectral do alvo, isto é, a reação da radiação em diferentes modos de ocorrência sobre o alvo. Segundo Rosa (2009, p. 41) “o comportamento espectral de um alvo pode ser entendido como sendo a medida da reflectância deste alvo, ao longo do espectro eletromagnético.”

Sabendo disto, fazer afirmações analisando simplesmente a curva espectral de um objeto não nos fornece informações hábeis sobre ele, a menos que nesta análise também se leve em consideração as condições que os dados espectrais foram coletados. Dentre os fatores que interferem na forma com o alvo interage com a radiação eletromagnética podemos salienta-se o método de aquisição da medida de reflectância, geometria de aquisição de dados, parâmetros atmosféricos e os parâmetros relativos ao alvo.

A forma como os dados de reflectância serão adquiridos é um dos fatores que tem maior influência sobre as curvas espectrais. Segundo Novo (2010), medidas de reflectância podem ser adquiridas de três diferentes formas: em laboratório, no campo ou através de uma plataforma elevada. Cada um dos modos de coleta de dados nos traz diferentes resultados, pois sofrem influência dos demais fatores que afetam a medida da reflectância. Em estudos feitos em laboratório esses elementos podem ser controlados, diferente de experimentos realizados em campo onde deve-se conhecer os fatores que atuam sobre a medida para posterior correção. A geometria de iluminação pode variar de acordo com alguns parâmetros, que são: ângulo zenital

do Sol, ângulo de visada, ângulo azimutal, ângulo azimutal relativo e a altitude do sensor (NOVO, 2010).

Dentre os parâmetros atmosféricos podemos evidenciar a umidade da atmosfera, turbidez, presença de aerossóis, dentre outros. Os parâmetros relativos ao alvo nos trazem as características de reflectância da vizinhança de objetos do alvo em questão e também interferem na resposta espectral obtida, uma vez que a REM espalhada pelos objetos adjacentes pode ter uma característica espectral diferente do alvo de interesse (NOVO,2010).

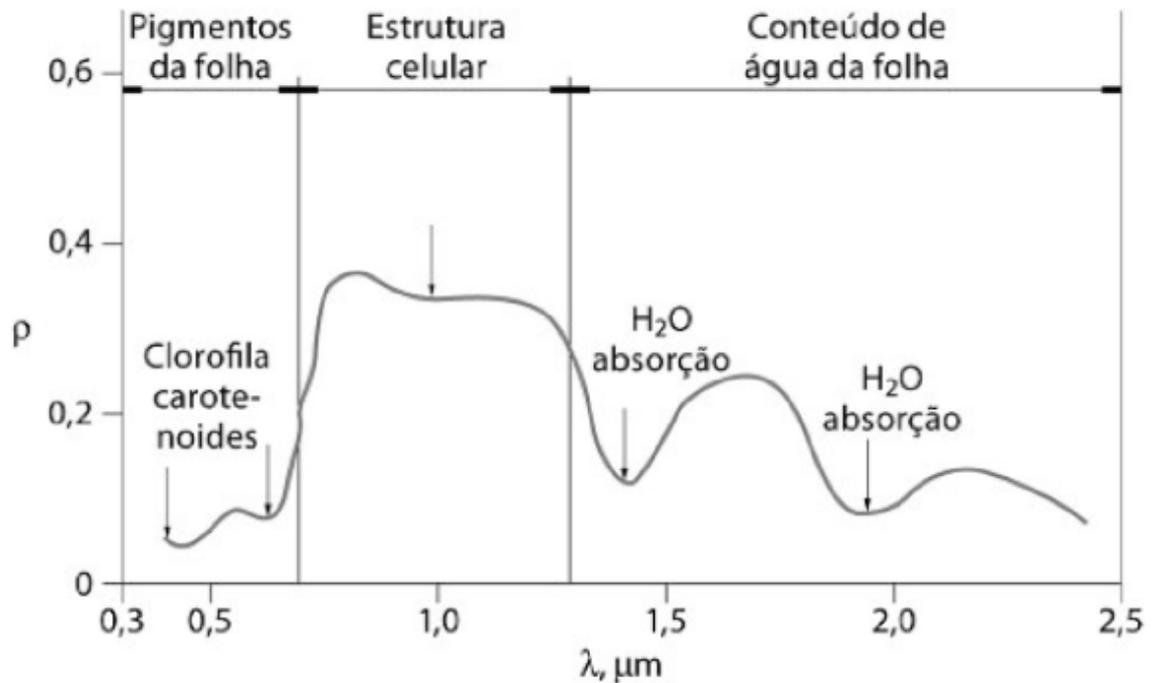
#### *4.3.1 Características Gerais da Reflectância da Vegetação*

A forma com que a vegetação responde espectralmente é influenciada por diversos fatores fenológicos inerentes às plantas. Segundo Rosa (2009), a reflectância na região do visível é baixa, decorrente da alta absorção da radiação pelos vários pigmentos existentes nas folhas. Ainda na região do visível do espectro eletromagnético destaca-se uma alta na reflectância na região do verde, o que explica a coloração verde da vegetação.

Jensen (2009) evidencia que, na região do infravermelho próximo os níveis de reflectância aumentam consideravelmente, cerca de 40 a 60% da energia é refletida. Os níveis de transmitância também se elevam nessa região do espectro (40-60%). Porém os níveis de absorptância são consideravelmente baixos, cerca de 5 a 10% apenas. Este fenômeno ocorre ao longo de toda região do infravermelho, isso ocorre devido a uma característica das plantas, se absorvessem comprimentos de onda na região do infravermelho com a mesma eficiência que absorvem a energia correspondente à região do visível as folhas poderiam superaquecer danificando assim sua estrutura interna. Após a região do infravermelho próximo há um decréscimo considerável nos valores de reflectância que está relacionado a umidade contida na folha.

Rosa (2009), ressalta que a reflectância de um dossel vegetal é evidentemente menor do que o de uma folha verde isolada, devido a uma série de fatores como a influência de superfícies sem folhas, mudanças no ângulo de incidência da REM e orientação das folhas. Características da atmosfera, da espécie estudada, do tipo de substrato, índice de área foliar, estado fenológico do dossel, índice de biomassa, geometria da medida, tipo de sensor dentre outros fatores também influenciam na reflectância da vegetação. A Figura 2 retrata a curva característica de reflectância da vegetação verde.

Figura 2 – Assinatura espectral da vegetação



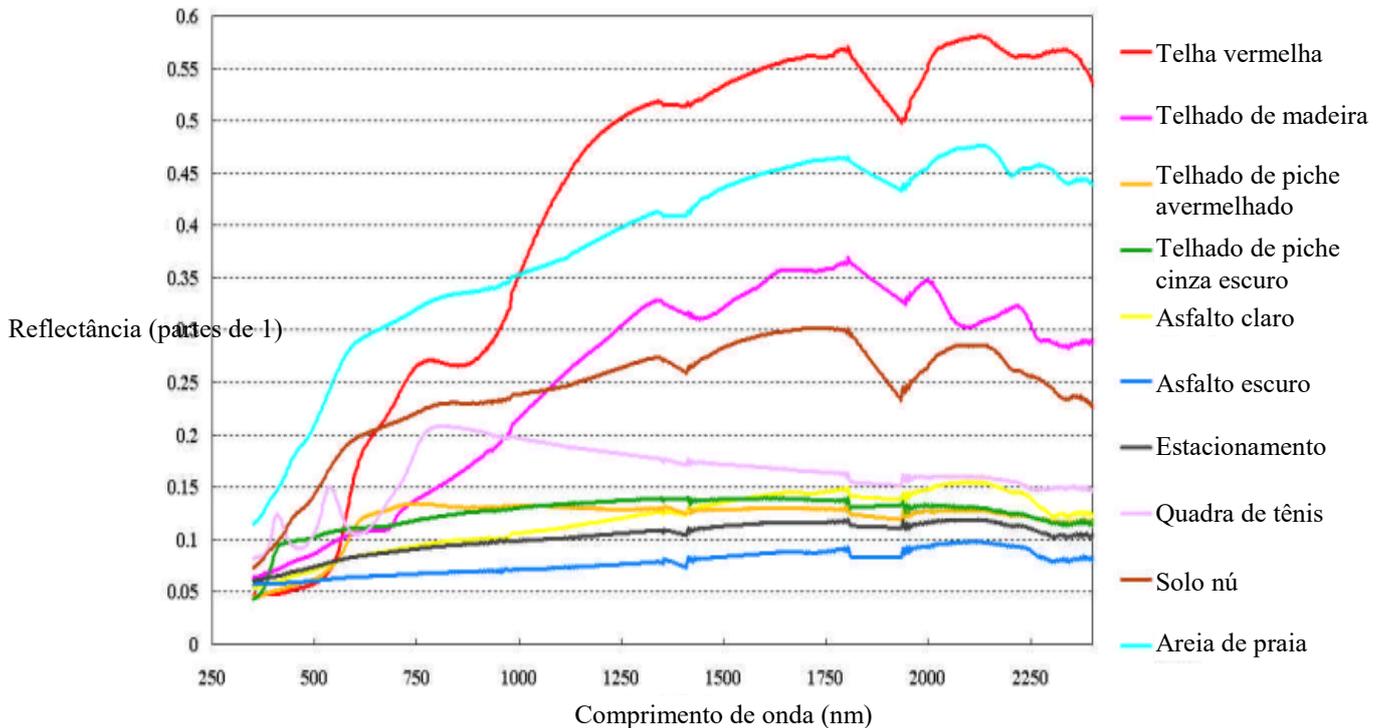
Fonte: Novo (1989) apud Ponzoni (2012).

#### 4.3.2 Características Gerais da Reflectância da Paisagem Urbana

Áreas urbanas apresentam uma grande diversidade de tipos de materiais como telhados, asfalto, concreto, tinta, e até mesmo coberturas vegetais, o que implica em uma grande variação de respostas espectrais, uma vez que, cada material possui características individuais que interferem na forma com que respondem espectralmente (DURÁN, 2009).

Em cenas urbanas as respostas espectrais dos alvos têm grande variação devido à composição do espaço urbano que apresenta grande variabilidade de alvos. Nesse sentido as resoluções espectral e espacial se tornam fatores limitantes na identificação e detecção de alvos urbanos (DURÁN, 2009). Esta gama de respostas espectrais no ambiente urbano tende a dificultar o processo de classificação de imagens, uma vez que pelo grande número de respostas espectrais em um pequeno espaço geográfico dificulta do processo de decisão do algoritmo de classificação. A Figura 3 mostra as respostas espectrais de diferentes alvos encontrados em áreas urbanas.

Figura 3 – Assinaturas espectrais de diferentes tipos de cobertura urbana



Fonte: Adaptado de Herold et al. (2002)

#### 4.3.3 Características Gerais da Reflectância da Água

Segundo Jensen (2009), a radiância total refletida pela água e captada por um sensor pode ser decomposta em quatro fontes principais, sendo estas: 1) a radiância resultante da radiação solar direta e indireta, chamada de radiância da atmosfera, que nunca interage diretamente com a superfície da água, indesejável pois pode ser considerada como ruído atmosférico; 2) a radiância proveniente do fluxo de energia que efetivamente alcança a superfície da água, interagindo apenas com uma fina camada da superfície, ou seja, é basicamente refletida, esta leitura de radiância nos traz informações espectrais sobre as características da superfície do corpo d'água; 3) a radiância que de fato penetra no corpo d'água, interagindo com os compostos orgânicos e químicos em suspensão na água sem interagir com o fundo, essa nos fornece informações sobre as características da água; 4) e por fim o fluxo de energia que penetra o corpo d'água e alcança o fundo, interage com o mesmo e é propagado de volta pela coluna de água até alcançar o sensor, essa radiância nos traz informações sobre o fundo do corpo d'água.

Novo (2010), elucida ainda que a água pura apresenta respostas espectrais diferentes, variando de acordo com seus estados físicos. Em seu estado líquido apresenta uma baixa

reflectância devido ao baixo espalhamento e a alta transmitância, por outro lado quando se apresenta em estado gasoso ou sólido, esta apresenta um valor de reflectância bem mais elevado.

A presença de organismos vivos, como por exemplo os fitoplânctons, partículas orgânicas e inorgânicas em suspensão e a existência de substâncias orgânicas dissolvidas podem fazer com que a água tenha seu comportamento espectral afetado, uma vez que devido a estes fatores o espalhamento será maior e por conseguinte menor transmitância (NOVO, 2010).

#### *4.3.4 Características Gerais da Reflectância dos Solos*

A quantidade de energia refletida por um solo depende diretamente de três fatores: a REM incidente, a quantidade de energia absorvida e a quantidade de energia transmitida (STONER & BAUMGARDNER, 1986 apud DALMOLIN et al., 2005). A radiância (energia refletida pelo objeto) comparada com a irradiância (energia incidente sobre o objeto) sobre um solo nos fornece o valor de reflectância (DALMOLIN et al., 2005).

O comportamento espectral de um solo depende de diversos fatores inerentes a ele, como a cobertura vegetal, a quantidade de resíduos estranhos ao solo, sua rugosidade, teor de umidade, quantidade de matéria orgânica, tamanho de suas partículas, a presença de óxidos de ferro, material de onde o solo se originou, dentre outros. Segundo Dalmolin et al. (2005), os principais fatores que afetam o comportamento espectral de um solo são a matéria orgânica e os óxidos de ferro.

Novo (2010) ressalta a semelhança entre os comportamentos espectrais das rochas e dos solos, já que os solos são oriundos dos processos de intemperismo dessas, sendo que a maior diferença entre estes é a maior presença de matéria orgânica nos solos.

## **4.4 Processamento Digital de Imagens**

### *4.4.1 Classificação de Imagens*

Segundo Crósta (1992), o sensoriamento remoto tem como um dos principais objetivos distinguir e identificar as composições de diferentes materiais presentes na superfície. Tal distinção e identificação só é possível pelo motivo de que cada alvo na superfície apresenta uma resposta específica ao longo do espectro eletromagnético.

Classificar uma imagem significa associar um *pixel* ou uma região de uma imagem a uma classe ou um grupo de classes. Estas classes representam feições da superfície terrestre, como a água, áreas cultivadas, áreas urbanas, dentre outras. A classificação de imagens é um processo de reconhecimento e agrupamento de *pixels* ou regiões com padrões de tonalidade, cor, textura em comum. Para iniciar o processo de classificação de uma imagem, tem-se como ponto de partida que alvos diferentes apresentam respostas espectrais diferentes, portanto não podem pertencer a uma única classe (FIGUEIREDO, 2005).

Com a imagem classificada é importante avaliar a precisão deste resultado em relação à verdade de campo. Esta avaliação pode ser feita por meio da geração de uma matriz de erros, ou matriz confusão, ela retorna a quantidade de *pixels* que foram classificados corretamente em relação a uma verdade campo. Tal validação do resultado também pode ser feita através do cálculo do coeficiente kappa e pelo índice de exatidão global (PRINA; TRENTIN, 2015). Os mesmos autores elucidam que o coeficiente kappa pode ser obtido após a elaboração da matriz confusão, variando de 0 a 1 e nos descreve o grau de concordância dos dados, retratando assim um aspecto de confiabilidade e exatidão dos dados classificados. Quanto mais próximo de 1, melhor a concordância dos dados classificados e valores próximos ou abaixo de 0 indicam baixa ou nenhuma concordância. Já o índice de exatidão global indica a qualidade da classificação através da razão entre os pontos corretamente classificados e a quantidade total de pontos.

#### 4.4.1.1 *Algoritmos de Classificação Supervisionada*

Na classificação supervisionada, é importante que o analista tenha algum conhecimento prévio da área a ser classificada. É preferível que, dentro da área a ser trabalhada, tenham sido feitas observações de campo, em locais específicos, essas observações são chamadas de verdade terrestre (CRÓSTA, 1992).

Segundo Meneses e Almeida (2012), neste tipo de classificação o algoritmo deve ser primeiramente treinado, processo no qual o analista seleciona pequenas áreas na imagem, representativas das características do alvo, a serem utilizadas como exemplo pelo algoritmo de classificação. O treinamento do algoritmo, desta forma, é acompanhado constantemente pelo analista. Não há uma quantidade correta de classes a serem classificadas, porém caso a quantidade de classes escolhidas não represente de forma coesa todo o conjunto de dados, no final a classificação será muito confusa e pouco precisa. Outro fato importante que os autores ressaltam é que, para uma boa classificação, as imagens devem ser corrigidas de ruídos e de efeitos atmosféricos, caso sejam significativos.

Após selecionadas as áreas de treinamento referentes a cada classe, o nível digital de cada *pixel* ou a média da região na imagem é comparado com os valores dos níveis digitais dos *pixels* ou regiões dos conjuntos de treinamento, e assim são atribuídos a uma classe de acordo com aquelas previamente definidas (CRÓSTA, 1992).

Crósta (1992) ressalta ainda que existe uma variedade de métodos de classificação, através dos quais *pixels* ou regiões desconhecidas podem ser comparados com os *pixels* ou regiões do conjunto de treinamento. Segundo o mesmo autor, os algoritmos mais comuns na análise de imagens de sensoriamento remoto são: paralelepípedo, distância mínima e máxima verossimilhança. Como o algoritmo que será utilizado no decorrer do trabalho será o de máxima verossimilhança, será dado enfoque apenas a ele, informações sobre outros tipos de classificadores consultar Menezes e Almeida (2012).

Máxima Verossimilhança, ou *Maximum Likelihood*, em inglês, é o método mais comum que considera a ponderação das distâncias das médias (CRÓSTA, 1992). O mesmo autor ressalta ainda que, para que este método tenha precisão o suficiente é necessário um número elevado de *pixels* para cada conjunto de treinamento, para que assim tenha-se uma base segura para o tratamento estatístico.

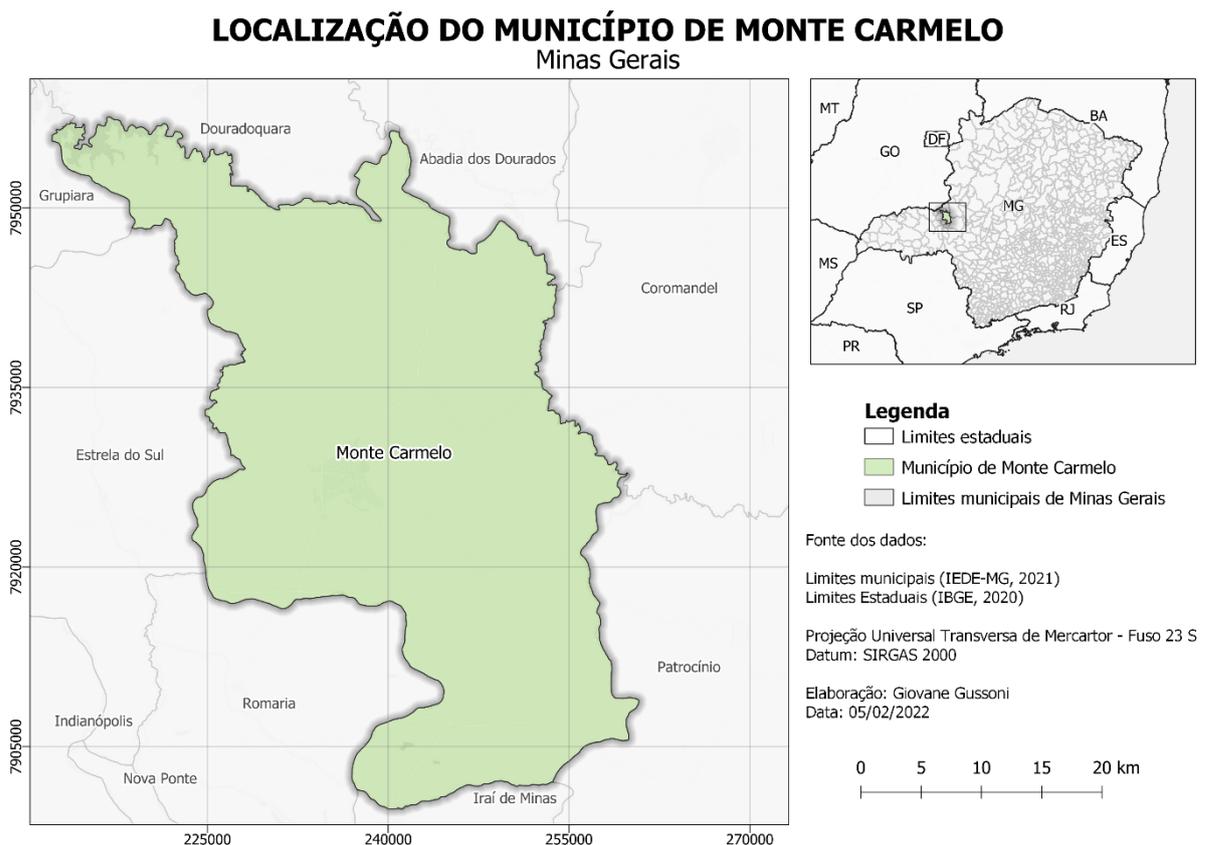
De acordo com Ribeiro (2003), o algoritmo considera a média e a covariância dos conjuntos de treinamento para inserir um *pixel* ou região desconhecido em uma certa classe. Com esses parâmetros se torna possível calcular a probabilidade de determinado *pixel* ou região pertencer ou não a uma classe. Para classificar um conjunto de *pixels* ou regiões desconhecidas são usadas funções de densidade e probabilidade, calculando assim a probabilidade destes pertencerem ou não à uma classe pré-determinada. O algoritmo analisa a probabilidade para cada classe, e o conjunto de *pixels* é atribuído à classe onde teve a probabilidade mais alta.

## 5. MATERIAL E METODOS

### 5.1 Área de Estudos

A área a ser estudada é compreendida pelo limite do município de Monte Carmelo – MG, situado na mesorregião do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, microrregião de Patrocínio e abrange uma área de 1.343,035 km<sup>2</sup>. A região de Monte Carmelo tem cobertura vegetal nativa representada por espécies do bioma Cerrado, clima tropical, e altitude em torno de 890 metros. Sua economia gira em torno da pecuária e agricultura, destacando-se o café com um total de 45 milhões de pés e abrangendo uma área de 15.000 ha. A Figura 4 mostra a localização da área de estudo.

Figura 4 – Localização da Área de Estudos.



Fonte: o autor (2022).

## 5.2 Material

Para realizar esta pesquisa foram utilizados os seguintes materiais:

- *Software* ENVI Classic 5.1;
- Imagens do sensor *PlanetScope*;
- *Software* QGIS 3.16;
- *Notebook* HP *Pavilion*, processador Intel® Core™ i5, 8 GB RAM e sistema operacional 64 bits.

### 5.2.1 Imagens PlanetScope

No desenvolvimento deste trabalho também foram utilizadas imagens do sensor PlanetScope, cujas características estão descritas no Quadro 1.

Quadro 1 – Especificações do Sensor *PlanetScope*

<b>Numero de Satélites</b>	175
<b>Altitude da Órbita</b>	475 km, órbita síncrona com o Sol
<b>Hora de Passagem no Equador</b>	9:30 - 11:30 hs
<b>Largura da Imagem</b>	24,6 km
<b>Tempo de Revista</b>	Diariamente
<b>Capacidade de Coleta</b>	150 milhões de Km <sup>2</sup> /dia
<b>Tipo do Sensor</b>	Multiespectral
<b>Bandas Espectrais</b>	4 ( <i>Red, Green, Blue, Near IR</i> )
<b>Resolução Espacial (nadir)</b>	3 m
<b>Resolução Radiométrica</b>	12 bits

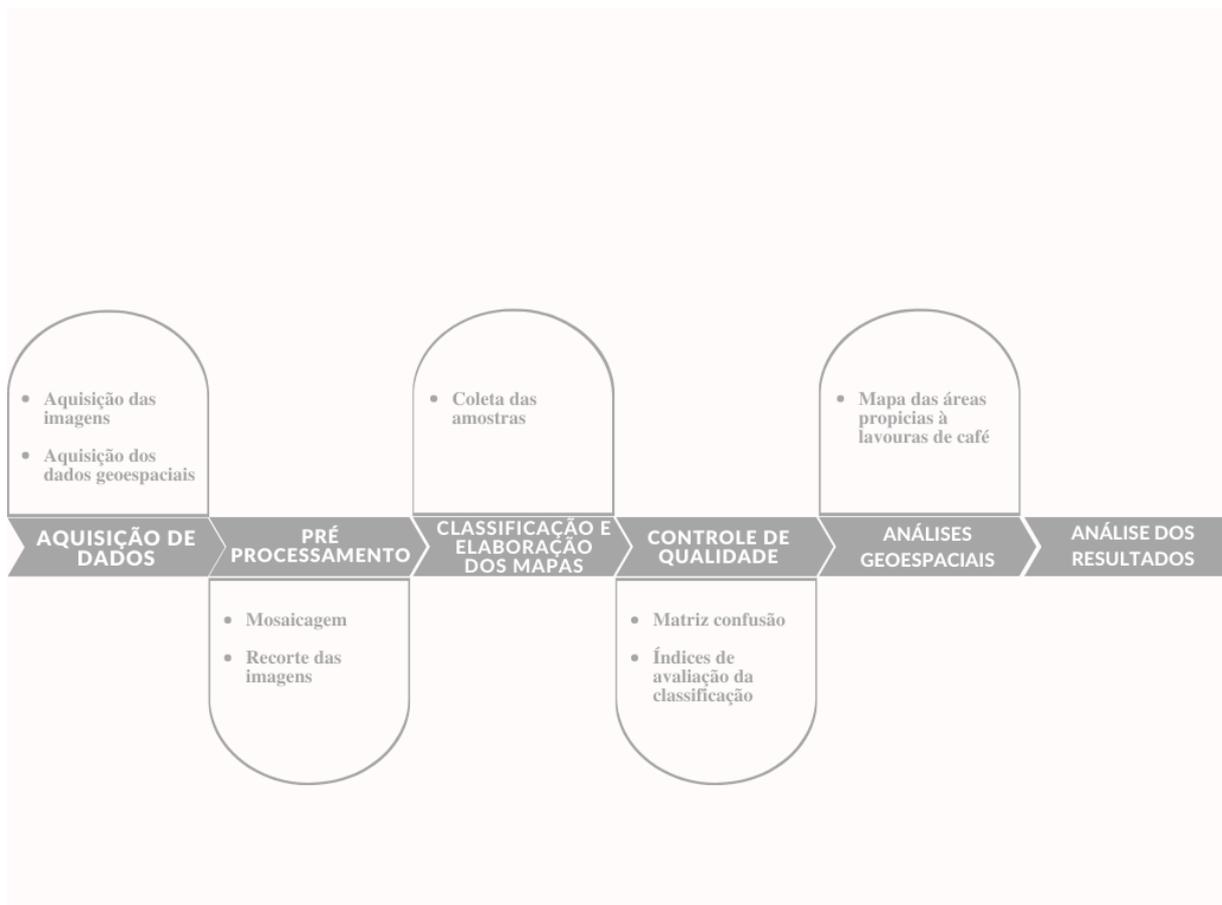
Fonte: *PlanetLabs*.

As imagens do sistema sensor *Planet* são capazes de capturar imagens em quatro bandas espectrais, sendo elas: azul (455-515 nm), verde (500-590 nm), vermelho 590-670 nm) e infravermelho próximo (780-860 nm), e possuem uma resolução espacial de aproximadamente 3 metros.

## 5.3 Metodologia

A metodologia que foi adotada no estudo está representada no fluxograma ilustrado pela Figura 5, deste modo as etapas podem ser divididas em seis partes, que são: aquisição dos dados, pré-processamento, classificação e elaboração dos mapas temáticos, controle de qualidade da classificação, análises geoespaciais para identificação das áreas propícias a implantação de novas lavouras de café e a análise dos resultados, estas etapas estão descritas no fluxograma apresentado a seguir.

Figura 5 – Fluxograma Metodológico



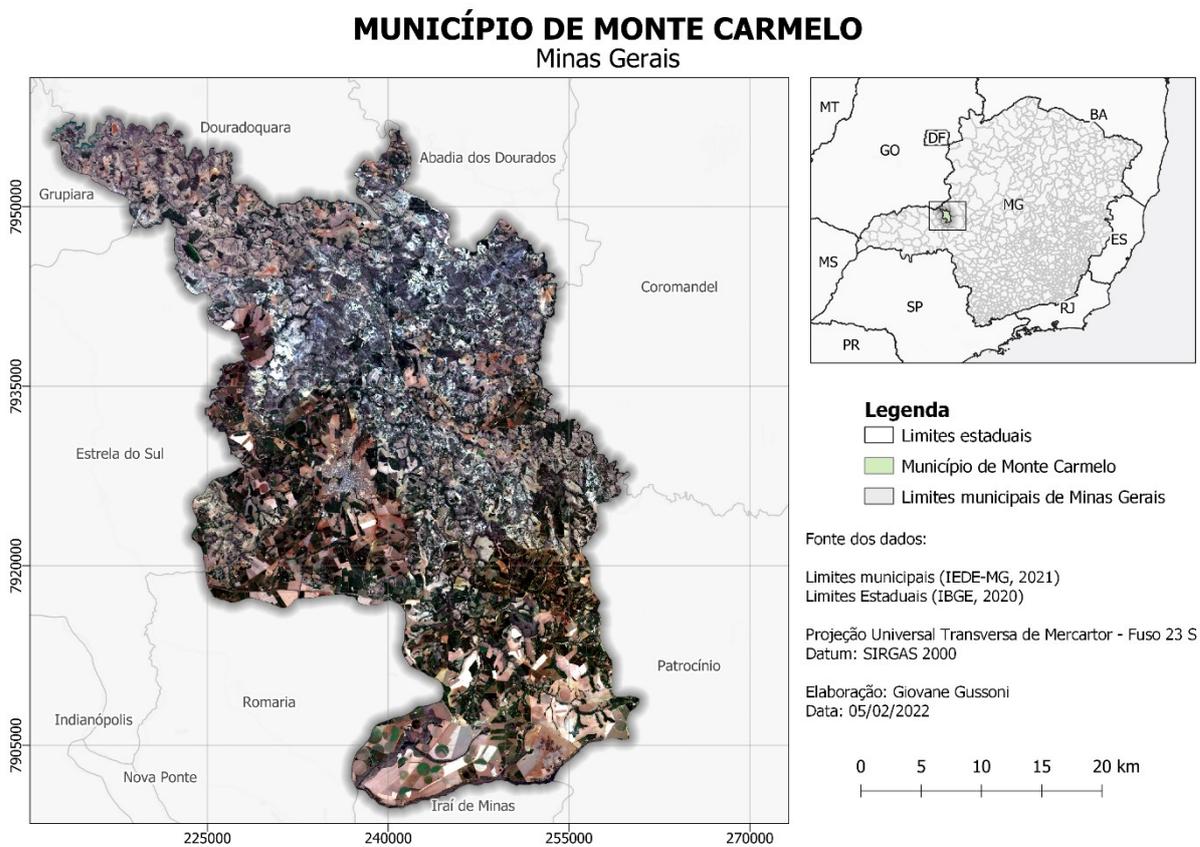
Fonte: o autor (2022).

### 5.3.1 Aquisição das Imagens

Observando o fluxograma apresentado na Figura 5, a primeira etapa do trabalho foi compreendida pela aquisição das imagens. As imagens do sensor *PlanetScope* foram adquiridas na plataforma online da representante *PlanetLabs*, que, através de uma parceria feita com as instituições de ensino, fornece imagens para fins educacionais e de pesquisa. Para este trabalho foram escolhidas imagens que recobrissem a região no município de Monte Carmelo – MG.

Foram utilizadas 14 imagens obtidos pelo sensor para o dia 05/05/2021. Para a escolha das cenas foram priorizadas imagens com a menor incidência de nuvens possível. Estas imagens foram posteriormente mozaicadas dando origem assim a uma única imagem que em seguida foi recortada de acordo com o limite do município de Monte Carmelo – MG. Todos estes procedimentos foram realizados utilizando o *software* QGIS e o resultado final pode ser visualizado na Figura 6.

Figura 6 – Mosaico das imagens para o município de Monte Carmelo - MG



Fonte: o autor (2022).

### 5.3.2 Classificação das Imagens

Para a classificação da imagem foi utilizado o *software* ENVI 5.1. Foi realizada a classificação supervisionada pelo método da Máxima Verossimilhança. Nesta etapa a realização de uma boa escolha das amostras de forma que estas representem de forma fidedigna cada classe é fundamental para o resultado final da classificação, pois desta forma o classificador terá maiores chances de atribuir um pixel a uma classe de maneira correta.

Afim de corrigir e minimizar as classificações incorretas foi utilizado um filtro majoritário sobre a classificação. Esta ferramenta reduz a quantidade de pixels classificados de forma errada dentro de outras classes, efeito conhecido como “sal e pimenta”. Por exemplo, se um pixel classificado como vegetação estiver situado em uma região onde a maioria dos pixels vizinhos foram classificados como pastagem, após ser aplicado o filtro, este pixel será anexado a classe de pastagem, ou vice-versa.

### 5.3.3 Controle de Qualidade da Classificação

Utilizando o *software* ENVI Classic 5.1 foi possível elaborar a matriz confusão da classificação. Através da matriz é possível extrair métricas para avaliação da classificação com o coeficiente Kappa e o Índice de Acurácia Global. Para a geração da matriz o *software* utiliza as amostras coletadas durante a classificação como verdade de campo e os compara com o resultado da classificação. A **Erro! Fonte de referência não encontrada.** ilustra uma matriz de confusão genérica.

Tabela 1 – Representação de uma matriz de confusão genérica.

i=linhas (classificação)	j=colunas (verdade de campo)			Total das linha $n_{i+}$
	1	2	k	
1	$n_{11}$	$n_{12}$	$n_{1k}$	$n_{1+}$
2	$n_{21}$	$n_{22}$	$n_{2k}$	$n_{2+}$
K	$n_{31}$	$n_{32}$	$n_{kk}$	$n_{k+}$
Total das colunas $n_{+j}$	$\sum n_{i1}$	$\sum n_{i2}$	$\sum n_{ij}$	N

Fonte: Adaptada de Bernardes (2006)

As linhas correspondem às classes geradas durante a classificação e as colunas correspondem as classes da verdade de campo. Na diagonal principal da matriz estão os *pixels* classificados corretamente, ou seja, quando a classificação coincide com a verdade de campo, já nos demais elementos da matriz são apresentados os *pixels* classificados de forma incorreta.

Da matriz de confusão gerada serão extraídos índices que descrevem a precisão da classificação, estes índices são: a exatidão global e índice Kappa. A exatidão global é calculada

através da razão entre o somatório dos elementos da diagonal principal da matriz de confusão pelo número total de amostras, conforme mostrado na Equação 2.

$$G = \frac{\sum_{i=1}^k x_{ii}}{n} \quad (2)$$

Onde:

- $x_{ii}$  – Elemento da linha  $i$  e coluna  $i$  da matriz de confusão;
- $n$  – Número total de amostras;
- $k$  – Número de classes.

Segundo Figueiredo (2007) o índice Kappa é uma técnica multivariada discreta comumente utilizada para avaliar a precisão de uma classificação e faz uso de todos os elementos da matriz de confusão em seu cálculo. Este índice representa o quanto a classificação concorda com a verdade de campo. O coeficiente Kappa pode ser calculado utilizando a equação 3.

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}} \quad (3)$$

Onde:

- $x_{ii}$  – Elemento da linha  $i$  e coluna  $i$  da matriz de confusão;
- $x_{i+}$  – Somatório dos elementos da linha  $i$ ;
- $x_{+i}$  – Somatório dos elementos da coluna  $i$ ;
- $n$  – Número de amostras;
- $k$  – Número de classes.

O Quadro 2 apresenta uma avaliação do índice Kappa normalmente utilizados pela comunidade científica.

Quadro 2 – Índice Kappa e desempenho da classificação

Índice Kappa	Desempenho
--------------	------------

$< 0$	Péssimo
$0 < K \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < K \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < K \leq 0,6$	Bom
$0,6 < K \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < K \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Fonseca (2000) apud Figueiredo (2007)

### 5.3.4 *Analises espaciais*

Para realizar a delimitação das possíveis áreas de expansão da cultura cafeeira no município de Monte Carmelo foram analisados os seguintes aspectos: declividade, hipsometria, hidrografia, proximidade com rodovias e povoados e tipo de solo. O critério utilizado para cada um destes itens é descrito a seguir.

- Restrição para hidrografia:

Conforme a Lei N° 12.651, de 25 de maio de 2012, é obrigatório conservar a Área de Preservação Permanente (APP), que de acordo com a largura do curso hídrico vai definir as limitações marginais para todo curso d'água natural perene e intermitente. A largura da faixa de APP foi gerada conforme a largura de cada curso d'água presente nas dependências do município, respeitando as instruções dadas pelo código florestal brasileiro.

- Restrição para rodovias:

A Lei N° 6.766, de 19 de dezembro de 1979, assegura a “Faixa de Domínio” que é a largura que separa a estrada dos imóveis marginais ou faixa de recuo, sendo assim estabelecido uma distância de 15 m para cada lado tanto de rodovias quanto de ferrovias.

- Restrição para altitude:

Segundo orientações de Mesquita (2016) a altitude ideal para plantio de lavouras cafeeiras é entre 600m e 1.200m, essa faixa de altitude é considerada por sua intervenção na duração, na produção e conseqüentemente na qualidade do café.

- Restrição para declividade:

Para o plantio de lavoura cafeeira, de acordo com o SENAR (2017), não é recomendado que a declividade seja superior a 20%. Declividades acima disto podem limitar o uso de implementos agrícolas.

- Restrição de solos

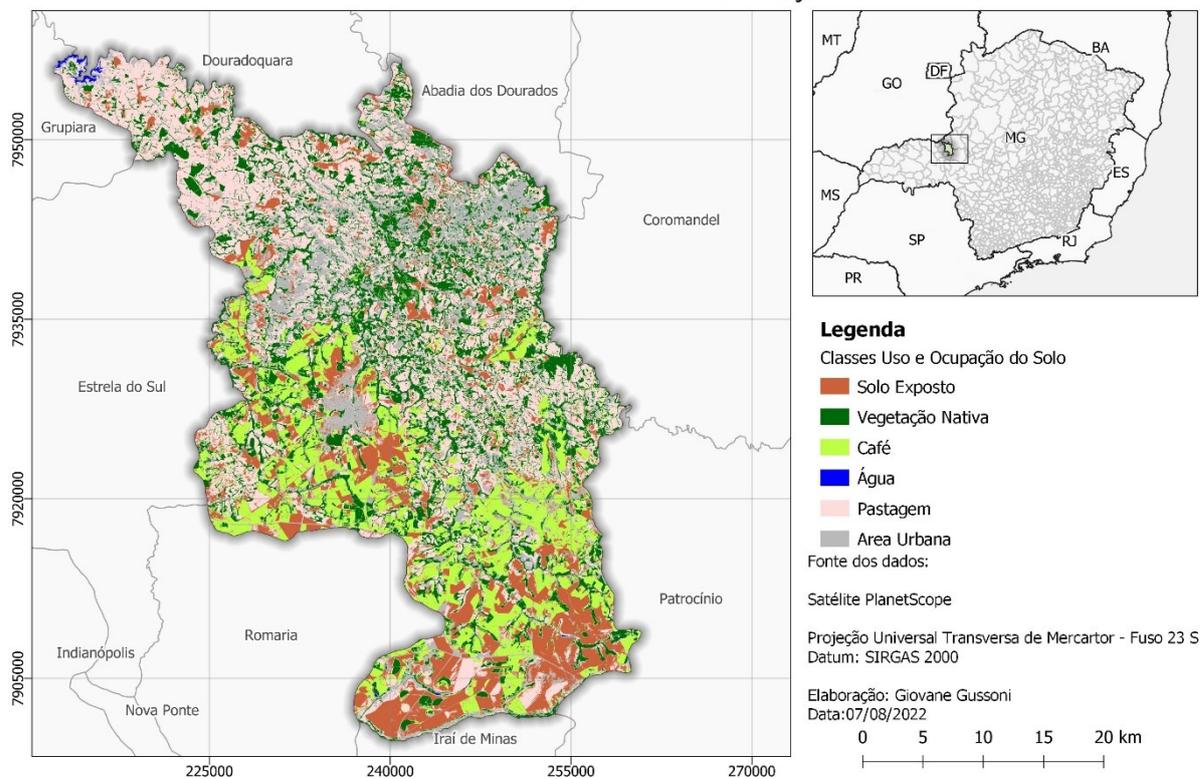
Os solos de classe latossolos e nitossolos, de acordo com as bases de Guarçoni et al. (2019) e do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos da Embrapa (2013), foram considerados os mais propensos para o plantio das lavouras cafeeiras. Essa definição ocorreu devido sua profundidade (>120cm), sua estrutura e sua textura (Mesquita et al. 2016).

## 6. RESULTADOS

O resultado da classificação supervisionada pelo método da Máxima Verossimilhança para o município de Monte Carmelo – MG pode ser observada na Figura 7. Para a classificação foram adotadas as seguintes classes: vegetação nativa, pastagem, água, café, área urbana e solo exposto.

Figura 7 – Mapa da classificação do uso e ocupação do solo de Monte Carmelo - MG

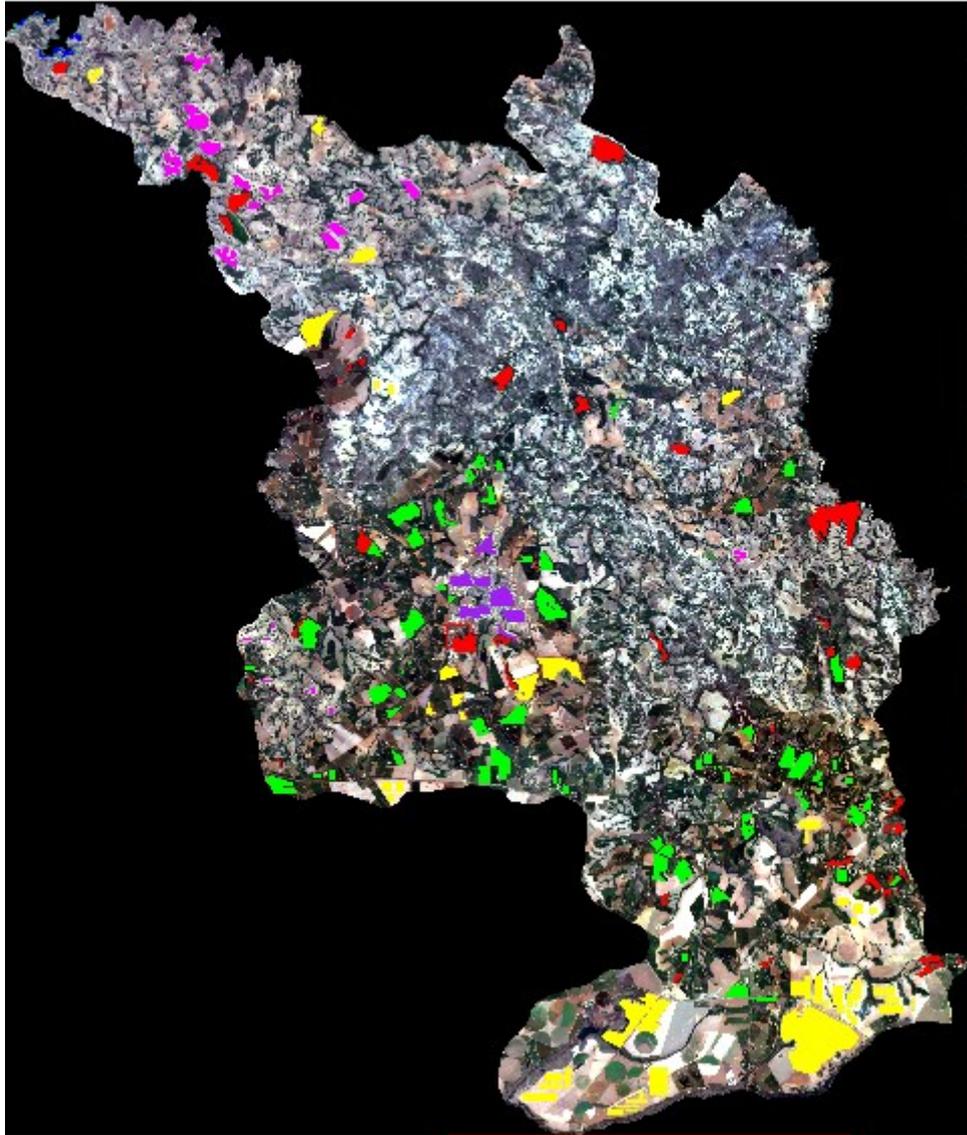
### CLASSIFICAÇÃO DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DO MUNICÍPIO DE MONTE CARMELO-MG Método da Máxima Verossimilhança



Fonte: o autor (2022).

Para se obter o resultado apresentado na Figura 7 foram coletados 3.253.665 pixels para a classe solo exposto, 1.659.946 pixels para vegetação nativa, 2.726.481 pixels para lavouras de café, 62.623 pixels para água, 717.425 pixels para áreas de pastagem e 473.573 pixels para área urbana. A Figura 8 mostra a disposição das amostras no decorrer da área de estudo, nela a cor amarela representa as amostras relacionadas as áreas de solo exposto, a cor vermelha a vegetação nativa, a cor verde as áreas cafeeiras, a cor azul as amostras de água, em magenta as amostras de pastagem e em roxo as amostras de área urbana.

Figura 8 – Disposição das amostras na área de estudos



Fonte: o autor (2022)

O *software* ENVI fornece a matriz confusão da classificação, para a confecção da matriz ele toma como verdade de campo as amostras coletadas durante o processo de classificação. Para a classificação foi alcançado um índice de exatidão global de 86,44% e um índice Kappa de 0,81. A matriz confusão obtida para este mapeamento é apresentada na Tabela 2.

Tabela 2 – Matriz confusão da classificação

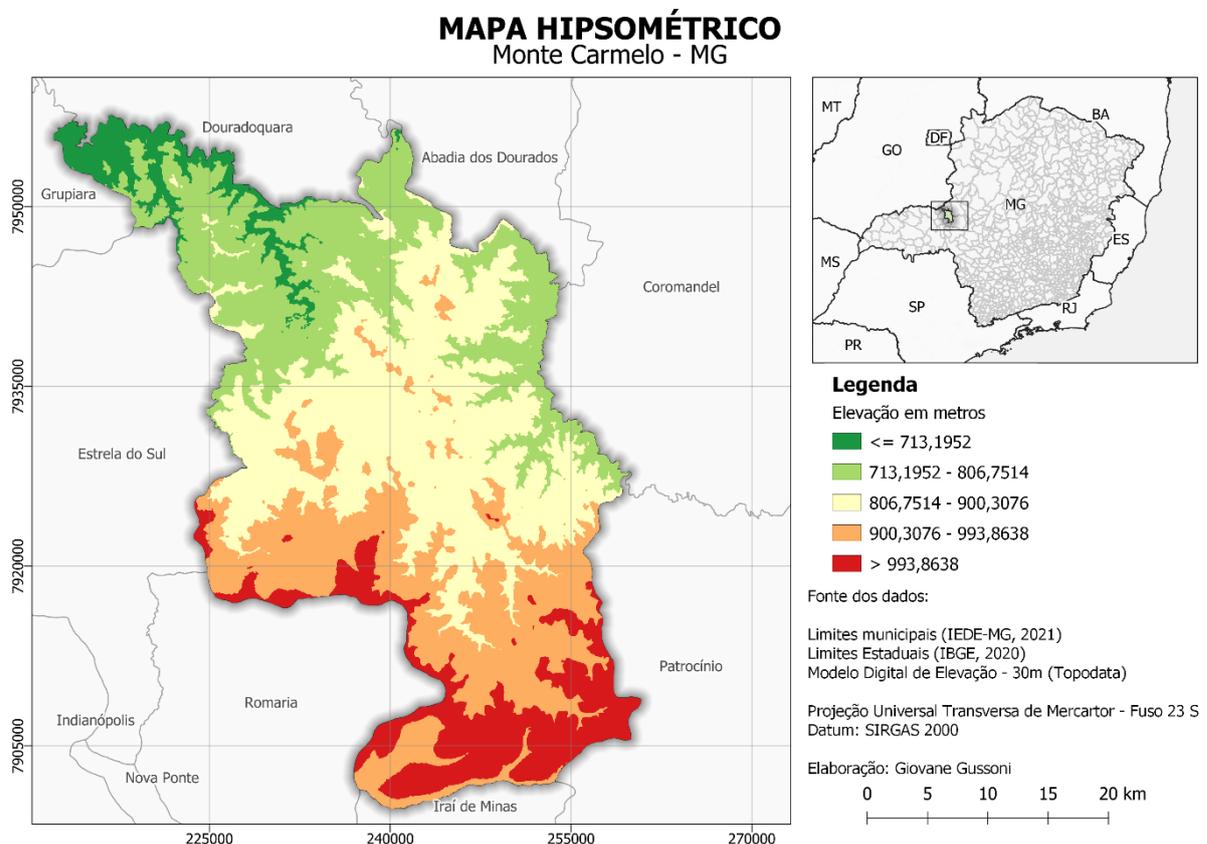
Classes	Verdade de campo						
	Solo Exposto	Vegetação Nativa	Café	Água	Pastagem	Área Urbana	Total
Solo Exposto	2647224	1959	4881	0	40611	42648	2737323
Vegetação Nativa	91	1567472	330841	276	3062	5981	1907723
Café	7956	83566	2342264	0	2879	1422	2438087
Água	0	0	0	60189	0	0	60189
Pastagem	385426	2921	28469	0	886203	18573	1321592
Área Urbana	212968	4028	20026	2158	11481	404949	655610
Total	3253665	1659946	2726481	62623	944236	473573	9120524

Fonte: o autor (2022).

Para o mapeamento das áreas propícias à implantação ou expansão de lavouras de café foram produzidos 5 mapas contendo as camadas de informação necessárias para a identificação das mesmas. Os mapas são apresentados a seguir.

O primeiro mapa produzido foi hipsométrico para a região de interesse, foi utilizado dados de elevação disponibilizados pelo INPE-Topodata. Conforme elucidado por Mesquita (2016) a altitude ideal para o plantio do cafeeiro varia de 600 a 1200 metros. Este intervalo abrange todo o território do município, conforme se pode observar no mapa apresentado na Figura 9. Sendo assim, a hipsometria não gerou nenhuma área de exclusão.

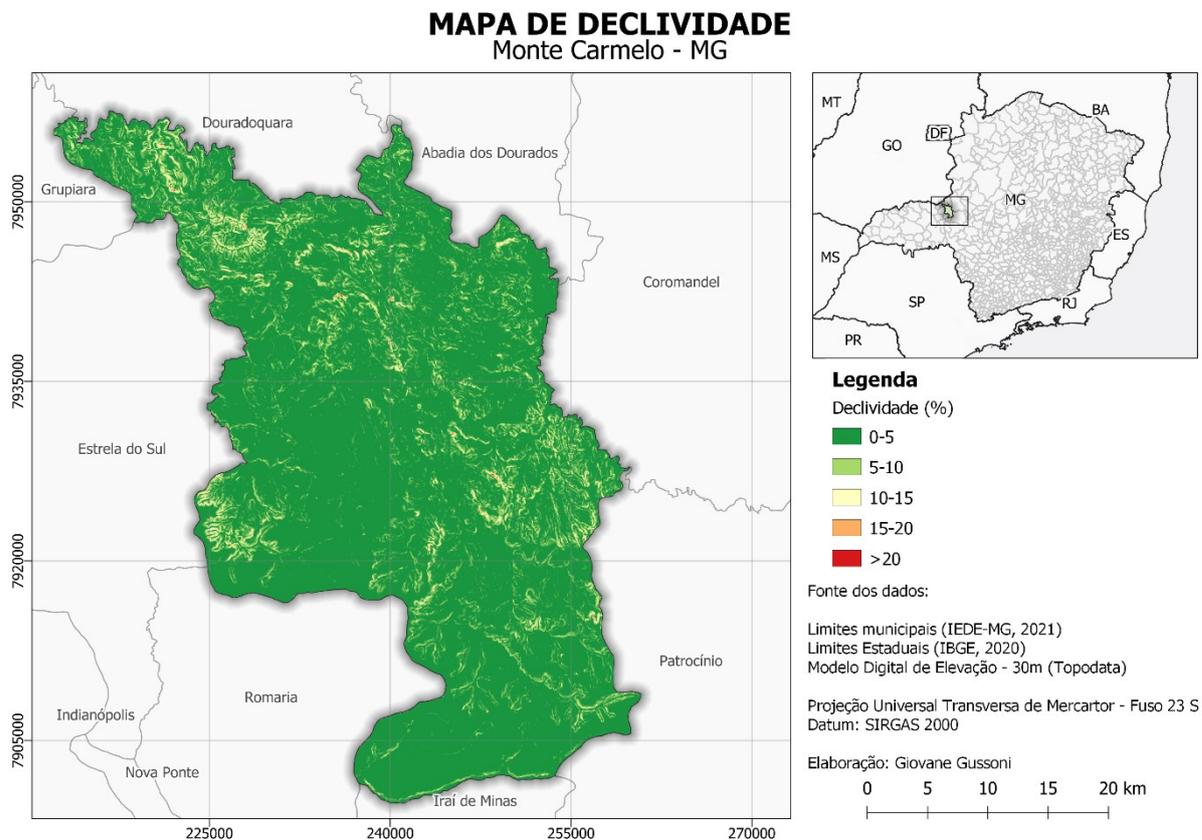
Figura 9 – Mapa hipsométrico de Monte Carmelo - MG



Fonte: o autor (2022).

Ainda utilizando as informações do modelo digital de elevação foi possível realizar a elaboração do mapa de declividades para a região de interesse, conforme apresentado na Figura 10. Como observar-se no mapa, o município possui pouquíssimas áreas cuja declividade exceda o limite recomendado pelo SENAR, que é de 20%. Apenas uma área de 38,5 ha se mostrou inapropriada a implantação de lavouras de café devido a declividade.

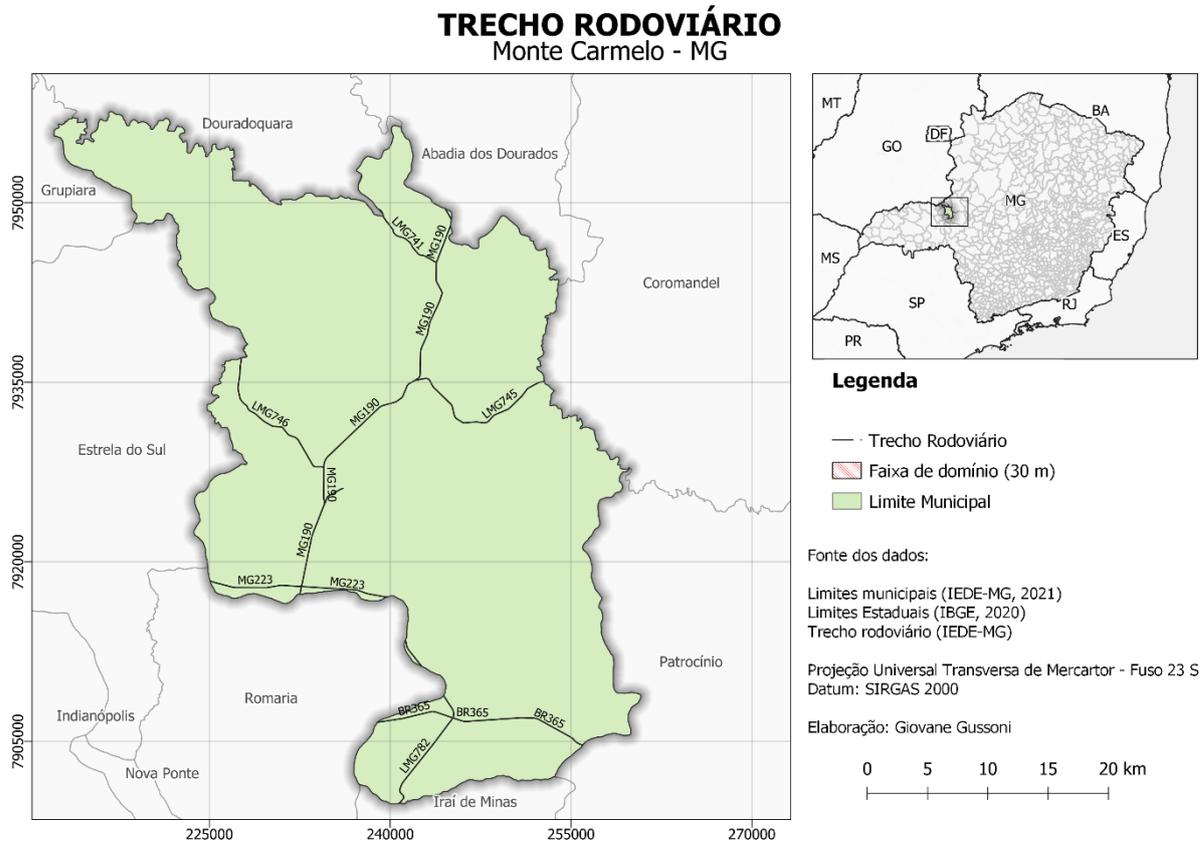
Figura 10 – Mapa de declividade de Monte Carmelo - MG



Fonte: o autor (2022).

Para o trecho rodoviário do município foram utilizados dados disponibilizados pela Infraestrutura Estadual de Dados Espaciais de Minas Gerais (IEDE-MG). A região é cortada por seis rodovias e para cada uma delas foi gerado um *buffer* de 15 metros para cada lado contados a partir do eixo da pista de rolamento. Esta faixa é domínio do órgão público responsável pela rodovia e deve ser preservada conforme a lei n° 6.766, de 19 de dezembro de 1979. Desta forma, gerou uma área de exclusão de 357,4 ha. A Figura 11 apresenta o mapa contendo a rodovias que cortam a área de estudo.

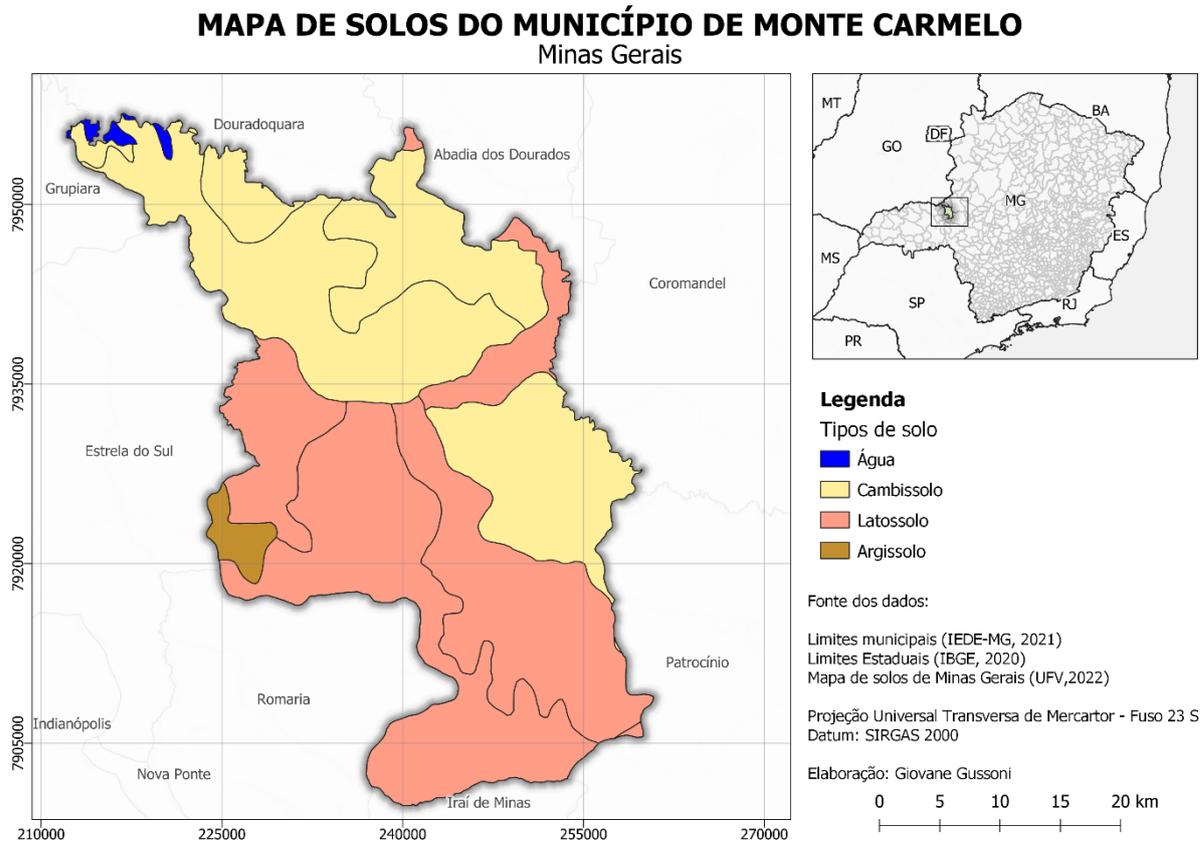
Figura 11 – Mapa do trecho rodoviário de Monte Carmelo - MG



Fonte: o autor (2022).

A área de estudo apresenta três principais tipos de solos, sendo eles: latossolos, cambissolos e argissolos. Destes apenas o latossolo e o argissolo apresentam as características apresentadas por Mesquita *et al.* (2016). O tipo de solo foi o fator que mais limitou as possíveis áreas de expansão ou implantação de cafezais. O mapa apresentando os tipos de solos pode ser observado na Figura 12.

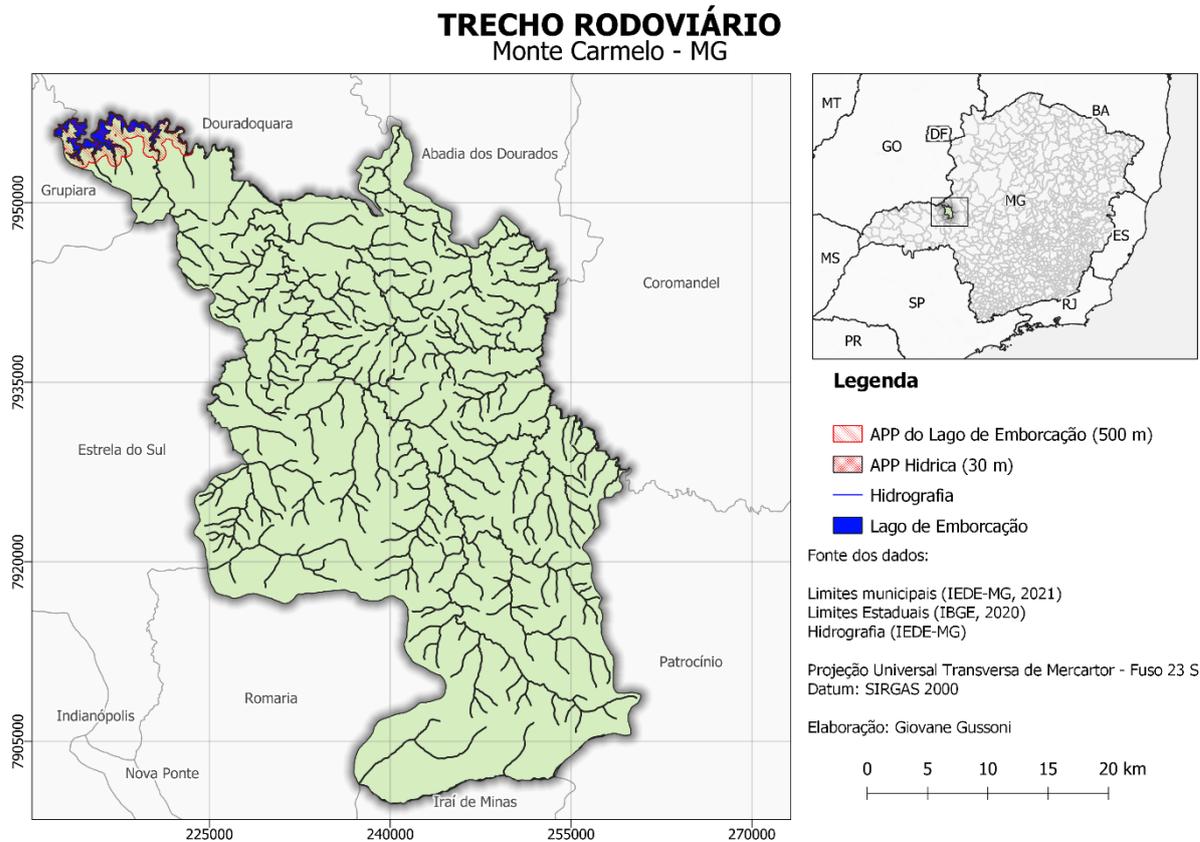
Figura 12 – Mapa de solos de Monte Carmelo - MG



Fonte: o autor (2022).

A área de estudo é cortada por diversos corpos hídricos, e para estes foi atendo o critério estabelecido pelo código florestal brasileiro, que delimita as larguras das faixas de preservação permanente de acordo a largura de cada corpo hídrico. A Figura 13 apresenta o mapa contendo a hidrografia da região de Monte Carmelo e delimitação das áreas de preservação permanente.

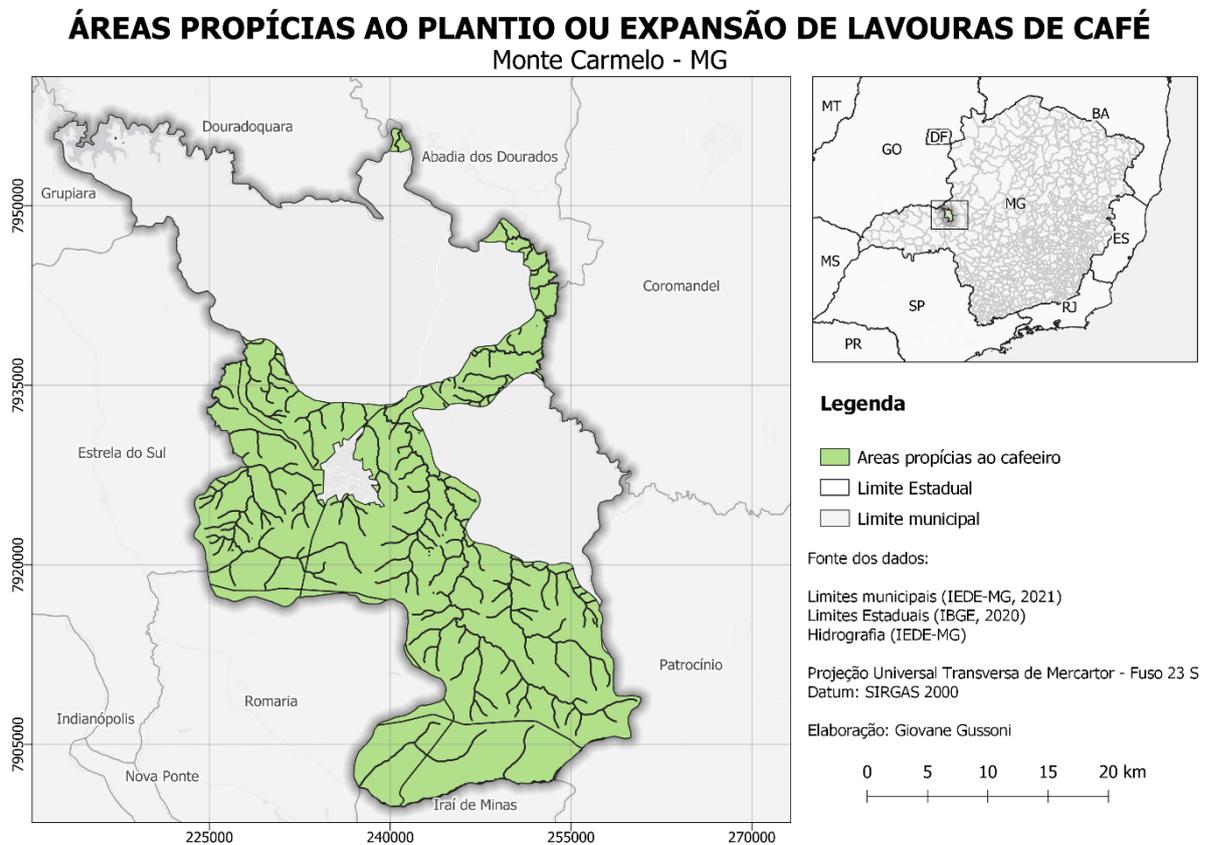
Figura 13 – Mapa da hidrografia de Monte Carmelo - MG



Fonte: o autor (2022).

De posse de todas essas camadas de informação foi possível realizar a delimitação das áreas propícias a implantação ou expansão de lavouras de café. Além dos critérios de exclusão apresentados anteriormente, também foi excluída a área do limite urbano. O município de Monte Carmelo apresenta uma área de aproximadamente 66.639 hectares propícias ao cultivo do café, isto representa 49,61% do território municipal. Estas áreas podem ser observadas no mapa apresentado na Figura 14.

Figura 14 – Mapa das áreas propícias a plantio ou expansão de lavouras de café.



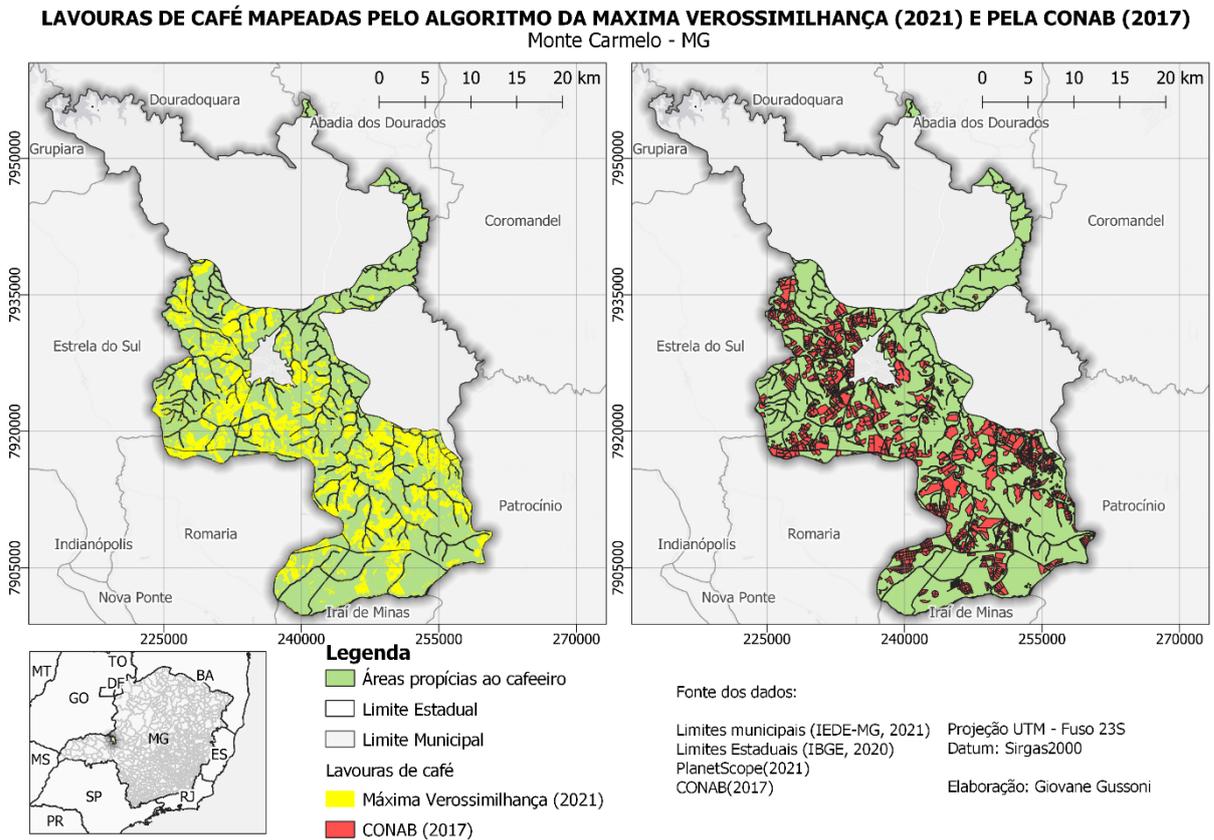
Fonte: o autor (2022).

O mapeamento das lavouras de café realizado através do algoritmo da Máxima Verossimilhança levantou um total de 24.179 hectares de lavouras de café no município de Monte Carmelo. Do total das lavouras de café mapeadas pelo algoritmo da Máxima Verossimilhança 51,4% delas se encontram dentro da área propícia ao cafeeiro, que representa um total de aproximadamente 12.438 hectares. Em contrapartida, o algoritmo mapeou um total de 11.741 hectares de lavouras de café fora da área identificada como propícia à cultura.

Em 2017 a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) realizou o mapeamento do parque cafeeiro de Minas Gerais. Neste estudo, a companhia mapeou um total de 18.142 hectares cobertos por lavouras cafeeiras. Ao analisar a quantidade de lavouras levantadas pela CONAB que estão dentro da área propícia à cultura, tem-se que 16.373 hectares são abrangidos pela área delimitada neste estudo, essa quantia representa 90,2% das lavouras mapeadas pelo órgão. Ao se observar a quantidade de lavouras mapeadas pela CONAB que se encontram fora da área classificada como propícia à cultura, tem-se que 1.769 hectares se encontram nestas áreas. A Figura 15 apresenta as lavouras de café localizadas no interior da área propícia ao

cafeeiro, tanto do levantamento realizado pela CONAB quanto pelo mapeamento realizado neste estudo.

Figura 15 – Lavouras de café mapeadas pela CONAB e pelo algoritmo da Máxima Verossimilhança.



Fonte: o autor (2022).

## 7. CONCLUSÃO

O Brasil se destaca internacionalmente como um dos maiores produtores de café do mundo, com uma produção que abrange um terço do cultivo mundial e uma área plantada de aproximadamente 1,88 milhões de hectares, segundo dados da CONAB (2020). Nacionalmente o principal Estado produtor é Minas Gerais, detendo mais de 50% da produção do país. A cultura não se destaca somente na economia, mas também no âmbito social, gerando uma alta demanda de trabalhadores seja de forma direta ou indireta. Neste contexto, o mapeamento das áreas cultivadas com café e das possíveis áreas de expansão da cultura é de grande importância para que os órgãos públicos possam estabelecer políticas de incentivo e subsídio aos produtores. Neste contexto este trabalho teve por objetivo realizar o mapeamento das lavouras de café e das áreas propícias a expansão ou implantação de lavouras cafeeiras no município de Monte Carmelo – MG. Ao analisar os dados obtidos neste trabalho é possível concluir que o uso de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento são de grande ajuda na obtenção de informações. Com uso de imagens de alta resolução espacial aliado com o software de processamento de imagens ENVI Classic 5.1, foi possível realizar a distinção de forma considerável das lavouras cafeeiras dos demais alvos.

O algoritmo de classificação apresentou dificuldade na discriminação entre a Vegetação Nativa e as lavouras de café. Isso se deve a grande semelhança entre as curvas espectrais de ambos os alvos. Outro fator que implica neste resultado é a falta de padrão espectral para as lavouras cafeeiras, conforme elucidado por Moreira et al. (2004). Outra dificuldade apresentada pelo classificador foi na distinção entre as regiões de área urbana dos demais alvos, isso se deve à grande quantidade de resposta espectrais encontradas nas regiões urbanizadas, onde podemos encontrar em um pequeno espaço geográfico uma grande quantidade de alvos e curvas espectrais.

Apesar das dificuldades encontradas pelo classificador, ao se observar os índices de avaliação da classificação nota-se que foi alcançado um resultado satisfatório. O índice de exatidão global, que relaciona a quantidade de elementos classificados corretamente com o número total de elementos classificados, atingiu um patamar de 86,44%. Já o índice Kappa, que representa o quanto a classificação representa a verdade de campo e varia de 0 a 1, foi de 0,81. Segundo Fonseca (2000) apud Figueiredo (2007), este valor para o índice Kappa aponta um desempenho excelente para classificação.

Quanto à identificação de áreas propícias a implantação de cafezais, observa-se que mais de 50% das áreas classificadas como café pelo algoritmo da máxima verossimilhança estão

inseridas no perímetro delimitado neste trabalho. Apesar dos erros de omissão e comissão do classificador a quantidade de lavouras inseridas no perímetro delimitado induz a uma alta correlação nos critérios utilizados para a delimitação de áreas propícias à cultura. E ao se analisar os dados da CONAB de 2017, que podem ser considerados confiáveis, nota-se que aproximadamente 90% das lavouras cafeeiras mapeadas pelo órgão estão inseridas na área mapeada como sendo propícia ao café por este trabalho, validando mais uma vez os critérios utilizados na delimitação destas áreas.

## REFERÊNCIAS

ALMEIDA FILHO, R.; NASCIMENTO, P.S.R.; BATISTA, G.T. **Avaliação de técnicas de segmentação e classificação automática de imagens Landsat-TM no mapeamento do uso do solo na Amazônia.** Acta Amazônica, v.28, 1998, p. 41-54.

ANDRADE, E. L.; SILVA, U. M. **Avaliação da classificação não-supervisionada em imagens de alta resolução, utilizando a lógica fuzzy.** In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR)., 2011, Curitiba. Anais. São José dos Campos: INPE, 2011. p. 7418-7425.

ARRUDA JUNIOR, E.R. **“Mosaicagem” de imagens digitais.** 2002, 92 f. Dissertação (Mestre) – Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2002.

BARBOSA, A. P. **Comparação de métodos de classificação de imagens, visando o gerenciamento de áreas citrícolas.** Botucatu, 2009. 65 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônomicas, Universidade Estadual Paulista.

BERNARDES, T. **Caracterização do ambiente agrícola do Complexo Serra Negra por meio de Sensoriamento Remoto e Sistema de Informação Geográfica.** 2006, 119 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Agronomia, área de concentração de Solos e Nutrição de Plantas, Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2006.

BLASCHKE, Thomas. **Object based image analysis for remote sensing.** ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, v. 65, n. 1, p. 2-16, 2010.

BRASIL, Lei Federal 6.766, de 19 de dezembro de 1979. Dispõe sobre o Parcelamento do Solo Urbana e da outra Providências. Disponível em <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/l6766.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l6766.htm)>. Acesso em: 06 de agosto de 2022.

CAMPOS, S. et al. **Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento aplicados ao uso da terra em micro bacias hidrográficas, Botucatu – SP.** Engenharia Agrícola: Jaboticabal, v.24, n.2, p. 431-435, 2004.

CONAB. **Companhia Nacional de Abastecimento.** 2005. Disponível em <https://www.embrapa.br/cafe> Acesso em 01 abr. 2019.

COUTINHO, A.C. **SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS LANDSAT-TM PARA O MAPEAMENTO DOS USOS DA TERRA NA REGIÃO DE CAMPINAS, SP.** 1997, 143 f. Dissertação (Mestre em Ciências) – Departamento de Ecologia Geral, Universidade de São Paulo, São Palo, 1997.

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

DALMOLIN, R.S.D. **Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral.** Ciência Rural, v.35, n.2, p 481-489, 2005.

DURÁN, G.Y.B. **ESTUDO DA RESPOSTA ESPECTRAL DE ALVOS URBANOS COM ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA E IMAGENS DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL**. 2014, 209 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós-graduação em Geografia e Geociências, Área de Concentração em Análise Ambiental e Dinâmica Espacial. Universidade Federal de Santa Maria, 2014.

EMBRAPA. Sistema brasileiro de classificação de solos. 2. ed. – Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ) Rio de Janeiro: EMBRAPA-SPI, 2006.

EPIPHANIO, J.N.C et. al. **Comportamento espectral dos solos do Estado de São Paulo**. São José dos Campos: INPE, 1992. 132p.

FELIX, I.M.; KAZMIERCZAK, M. L.; ESPINDOLA G. M. **RapidEye: a nova geração de satélites de observação da Terra**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XIV, 2009, Natal. Anais. Natal, INPE, 2009. p. 7619 – 7622.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto**. Companhia Nacional do Abastecimento. Brasil, 2005.

FIGUEIREDO, G.C; VIEIRA, C.A.O. **Estudo do Comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar as classificações de imagens do sensoriamento remoto**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XIII, 2007, Florianópolis. Anais. Florianópolis: INPE, p. 5755-5762, 2007.

GUARÇONI, A., SOUZA, G. S. & SÁ PAYE, H. (2019). **Representatividade da amostra de solo de acordo com o volume coletado em lavoura de café Arábica**. *Colloquium Agrariae*, 15 (3), 69-78.

HEROLD, M. et al. **THE SPECTRAL DIMENSION IN URBAN LAND COVER MAPPING FROM HIGH-RESOLUTION OPTICAL REMOTE SENSING DATA**. In: Symposium on Remote Sensing of Urban Areas, 3º, 2002, Istanbul. Disponível em : <<https://pdfs.semanticscholar.org/be6a/9c7fe85fcca73e53f4435283cfc30db0db93.pdf>> , Acesso em: 30/05/2019.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2 ed. Tradução de J. C. N. Epiphânio. São José dos Campos, SP: Parênteses, 2009. 598 (Prentice Hall Series in Geographic Information Science) Tradução de: Remote Sensing of the environment: an Earth resource perspective.

KIM, H.Y. et al. **Classificação de imagens de sensoriamento remoto pela aprendizagem por árvore de decisão: uma avaliação de desempenho**, In: Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento remoto. Goiânia, 2005.

LATORRE, M.L. et al. **Integração de dados de sensoriamento remoto multi resoluções para a representação da cobertura da terra utilizando campos contínuos de vegetação e classificação por árvores de decisão**. *Revista Brasileira de Geofísica: São Paulo*, v.25, n.1, p 63-74, 2007.

LUZ, N.B. **INTEGRAÇÃO DE ANÁLISE ORIENTADA A OBJETOS E ÁRVORES DE DECISÃO PARA A CLASSIFICAÇÃO DE SUB-TIPOLOGIAS DA FLORESTA OMBRÓFILA MISTA**. 2011, 156 f. Tese (Doutor em Ciências Geodésicas) – Departamento

de Ciências Geodésicas, setor de Ciências Exatas e da Terra, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2011.

MENEZES R. P; ALMEIDA, T. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília. 2012.

MESQUITA, C. M.; MELO, E. D.; REZENDE, J. E.; CARVALHO, J. S.; FABRI JÚNIOR, M. A.; MORAES, M. C.; DIAS, P. T.; CARVALHO, R. M.; ARAÚJO, W. G., **Manual do café: implantação de cafezais Coffea Arábica L.** EMATER-MG, Belo Horizonte, 50 p. il. 2016.

MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. **Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat**. Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, v. 39, n. 3, 2004.

MOREIRA, M.A. **FUNDAMENTOS DO SENSORIAMENTO REMOTO E MOTODOLOGIAS DE APLICAÇÃO**. 1ª ed. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2001.

NOVO, E.M.L.M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 4ª ed. São Paulo: Edgard Blucher Ltda., 2010. 387 p.

NOVO, E.M.L.M; PONZONI, F. J. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. Instituto Nacional de pesquisas Espaciais, Divisão de Sensoriamento Remoto, 2001. Disponível em <[http://www.dpi.inpe.br/Miguel/AlunosPG/Jarvis/SR\\_DPI7.pdf](http://www.dpi.inpe.br/Miguel/AlunosPG/Jarvis/SR_DPI7.pdf)> Acesso em 02/06/2019.

PONZONI, F.J; SHIMABUKURO, Y.E.; KUPLICH, T.M. **Sensoriamento remoto da Vegetação**. 2ª ed. São Paulo: Oficina de Textos. 2012.

**PREFEITURA MUNICIPAL DE MONTE CARMELO**. Disponível em: <<http://www.montecarmelo.mg.gov.br/perfil>>. Acesso em: 03/06/2019.

PRINA, B.Z; TRENTIN, R. **GMC: Geração de Matriz de Confusão a partir de uma classificação digital de imagem do Arc cGIS®**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XVII, 2015, João Pessoa. Anais... João Pessoa: INPE, 2015.

RIBEIRO, R.M.P. **Avaliação de métodos de classificação de imagens IKONOS II para o mapeamento da cobertura terrestre**. 2004, 53f. Tese (*Magister Scientiae*) – Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal. Universidade Federal de Viçosa, 2003.

ROSA, R. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. Sétima edição. Uberlândia: EDUFU. 2009.

SENAR – Serviço Nacional de Aprendizagem Rural. **Café: formação da lavoura/ Serviço Nacional de Aprendizagem Rural (SENAR)**. — 1. ed. Brasília: SENAR, 2017

SULZBACH, F.M.; GONÇALVES, M. G. B.; ANDRADE, A. M. **GEOPROCESSAMENTO APLICADO À IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS PROPÍCIAS AO CULTIVO DE CAFÉ (COFFEA ARABICA L.) NO MUNICÍPIO DE UNAÍ, MG**. Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Santos-SP, 2019.