



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA AGRÍCOLA



GUSTAVO RODRIGUES PEREIRA

Estimativa de produtividade da soja a partir de imagens de temperatura de superfície e o método do triângulo simplificado.

Trabalho Final de Curso apresentado como requisito parcial para obtenção do título de **Bacharel em Engenharia Agrícola** pela Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas.

Orientadora: Gleyce Kelly Dantas Araújo Figueiredo

Campinas
2021

Resumo

A soja é hoje uma *commodity* de grande importância para o cenário de desenvolvimento econômico no Brasil, tendo em vista a importância da atividade agrícola no país, devemos também nos atentar com as tecnologias que ampliem as estratégias de monitoramento da produção, sendo que pela grande extensão territorial do Brasil, temos diferentes dinâmicas de clima que impactam diretamente o desempenho do desenvolvimento das culturas. Dentro do escopo de monitoramento agrícola, a estimativa de produtividade é amplamente e frequentemente estudada para que se possa obter um modelo de estimativa que seja preciso e capaz de gerar dados com antecedência. Modelos agrometeorológicos-espectrais são hoje uma das maneiras mais precisas de gerar um produto de confiança, aliando tanto as características meteorológicas do local quanto às características biofísicas da planta. No entanto, as variáveis meteorológicas podem implicar na dificuldade de aplicação desses modelos, uma vez que o Brasil não possui uma rede de estações meteorológicas densas a ponto de se obter dados confiáveis de toda a superfície terrestre. O objetivo do trabalho foi aplicar para uma escala reduzida, o modelo de estimativa de produtividade de Doorenbos & Kassam (1979), com a adaptação do coeficiente de evapotranspiração proposta por Silva-Fuzzo ao utilizar dados oriundos do método do triângulo simplificado para a produtividade da soja no ano-safra 2019/2020 em uma área com um sistema de integração lavoura-pecuária - ILP. Com o uso das imagens fornecidas pelo satélite LANDSAT 8 OLI/TIRS, usando a plataforma *Google Earth Engine*, foram calculados e extraídos os valores de temperatura radiante (T^*), vegetação fracionada (Fr) e umidade (Mo). Ao aplicar equação adaptada por SILVA-FUZZO (2018) e utilizar-se das métricas propostas foi obtido um R^2 de 0,59 e RMSE de 38,8 %, confirmando consistência do modelo explorado pela autora com uma correlação de Pearson de 0,79, uma performance pelo coeficiente de Willmott de 52% do erro associado a predição de produtividade ao utilizar o modelo em questão, gerando uma produtividade média estimada de 2,01 ton/ha, ou seja, próxima a produtividade média do município. Em linhas gerais, podemos concluir que o modelo adaptado para pequenas propriedades oferece uma alternativa plausível para a calibração e estimativa de produtividade em substituição de dados agrometeorológicos oriundos de estações.

Palavras-chave: Landsat 8, Evapotranspiração, Temperatura de superfície terrestre (TST), NDVI.

Sumário

1 Introdução	3
2 Revisão Bibliográfica	6
2.1 Cultura da soja Glycine Max (L.) Merr	6
2.2 Ciclo Fenológico da Soja	9
2.3 Modelo Agrometeorológico de Estimativa de Produtividade Agrícola	12
2.4 Sensoriamento Remoto e suas aplicações na agricultura	13
2.4.1 Utilização de séries temporais	13
2.4.2 Landsat 8	13
2.4.3 Método do Triângulo	14
2.4.4 Método do Triângulo Simplificado	16
3 Metodologia	18
3.1 Área de estudo	18
3.2 Obtenção Da Produtividade No Campo	19
3.3 Aquisição de Imagens	19
3.4 Aplicação do Método do Triângulo Simplificado	20
3.5 Estimativa de Produtividade	22
3.6 Avaliação Dos Resultados	23
3.7 Fluxograma	24
4 Resultados	26
5 Conclusão	29
6 Referências	30

1 Introdução

A soja é hoje uma *commodity* de grande importância para o cenário de desenvolvimento econômico no Brasil, segundo Embrapa-Soja (2020) o Brasil é o segundo maior produtor mundial de soja, ficando atrás apenas dos EUA. Dados da safra 2016/2017 apontam uma ocupação e produção de 33,8 milhões de hectares e no total uma produção de 113,92 milhões de toneladas respectivamente, gerando consequentemente uma produtividade média de 3,362 ton/ha segundo IBGE.

Tendo em vista a importância da atividade agrícola no país, devemos também nos atentar com as tecnologias que ampliem as estratégias de monitoramento da produção, sendo que pela grande extensão territorial do Brasil, temos diferentes dinâmicas de clima que impactam diretamente o desempenho do desenvolvimento das culturas. Considerando também as possíveis variações de disponibilidade hídrica entre os anos e a variação das demais variáveis meteorológicas pedem por uma abordagem mais sistemática no monitoramento das lavouras. Nesse contexto, podemos utilizar as técnicas de sensoriamento remoto (SR) como ferramenta do monitoramento da agricultura.

Pensado nos instrumentos de aquisição de imagens espectrais, os satélites orbitais fornecem uma solução com diversas fontes e uma gama de produtos que possuem suas aplicações para a agricultura. Iniciativas gratuitas de aquisição de imagens de satélites como o programa Landsat, tem uma grande relevância para o monitoramento agrícola como pode ser observado em trabalhos como SANCHEZ et al., (2005) e LAMPARELLI et al., (2017) que demonstraram a viabilidade do estudo de séries temporais de culturas agrícolas. O Landsat 8 que traz uma resolução espectral melhor para as bandas fornecidas pelo sensor embarcado no satélite em relação aos anteriores vem sendo utilizado com frequência para estudos de monitoramento agrícola. Temos alguns trabalhos que evidenciam a aplicabilidade das imagens geradas pelo Landsat 8 como o trabalho de AMARO (2019) e SANTOS (2015).

O sensoriamento remoto traz também a oportunidade de gerar produtos a partir das imagens adquiridas como os índices relacionados ao comportamento da reflectância da vegetação, por exemplo, o *Normalized Difference Vegetation Index* - NDVI e o *Enhanced Vegetation Index* - EVI, que podem auxiliar na análise comportamental do desenvolvimento da cultura.

Dentro do escopo de monitoramento agrícola, a estimativa de produtividade é amplamente e frequentemente estudada para que se possa obter um modelo de estimativa que seja preciso e capaz de gerar dados com antecedência (SARMIENTO, et al., 2020). Modelos agrometeorológicos-espectrais são hoje uma das maneiras mais precisas de gerar um produto de confiança, aliando tanto as características meteorológicas do local quanto às características biofísicas da planta. No entanto, as variáveis meteorológicas podem implicar na dificuldade de aplicação desses modelos, uma vez que o Brasil não possui uma rede de estações meteorológicas densas a ponto de se obter dados confiáveis de toda a superfície terrestre (Sims et al. 2008).

Como alternativa, Silva-Fuzo et al., (2019) propôs uma adaptação do modelo de estimativa de produtividade de Doorenbos & Kassam (1979) ao utilizar dados de evapotranspiração oriundos do método do triângulo simplificado (Silva-Fuzo e Rocha 2016). Essa metodologia foi realizada através de imagens termais do sensor MODIS e dados de índice de vegetação do mesmo sensor. A partir do método do triângulo simplificado é possível extrair dados de umidade e fluxo de energia através da relação temperatura de superfície e fração da cobertura vegetal (Silva-Fuzo et al., 2019). A partir disso, os dados são plotados em um gráfico de dispersão e o resultado são pontos formando um triângulo, e então é possível extrair dados de umidade do solo e evapotranspiração.

No entanto, o grande gargalo em relação a essa aplicação é a resolução espacial do sensor MODIS para temperatura de superfície (1 km) que os autores utilizaram, como alternativa, Amaro (2019) que visou contornar as deficiências de monitoramento em pequena escala do MODIS, trazendo a estimativa de umidade do solo para uma fazenda no município de Caiuá no estado de São Paulo com o uso de imagens termais do satélite Landsat 8. Porém, esses dados ainda não foram testados para a estimativa de produtividade em pequenas escalas.

Nesse contexto, este trabalho tem como objetivo aplicar o modelo agrometeorológico-espectral utilizando o método do triângulo simplificado em uma escala espacial reduzida (escala local - fazenda) para estimar a produtividade da soja no ano-safra 2019/2020 para uma área com um sistema de integração lavoura-pecuária - ILP.

2 Revisão Bibliográfica

2.1 Cultura da soja *Glycine Max (L.) Merr*

Segundo Aprosoja (2020), a Embrapa tem sido o maior agente do desenvolvimento de novos cultivares adaptados a condições climáticas do Brasil, com a criação da Embrapa-Soja em 1975. Com a implantação da cultura inicialmente no Sul do país, as pesquisas trouxeram uma expansão da área com aptidão para o cultivo de soja que atualmente é predominante na região Centro-Oeste, a soja hoje é a principal opção para agricultores como cultivar na entressafra. Temos um perfil crescente de produção no Brasil graças aos esforços das pesquisas e aplicação do conhecimento científico podemos observar na Figura 1 a evolução da produção de soja no Brasil.

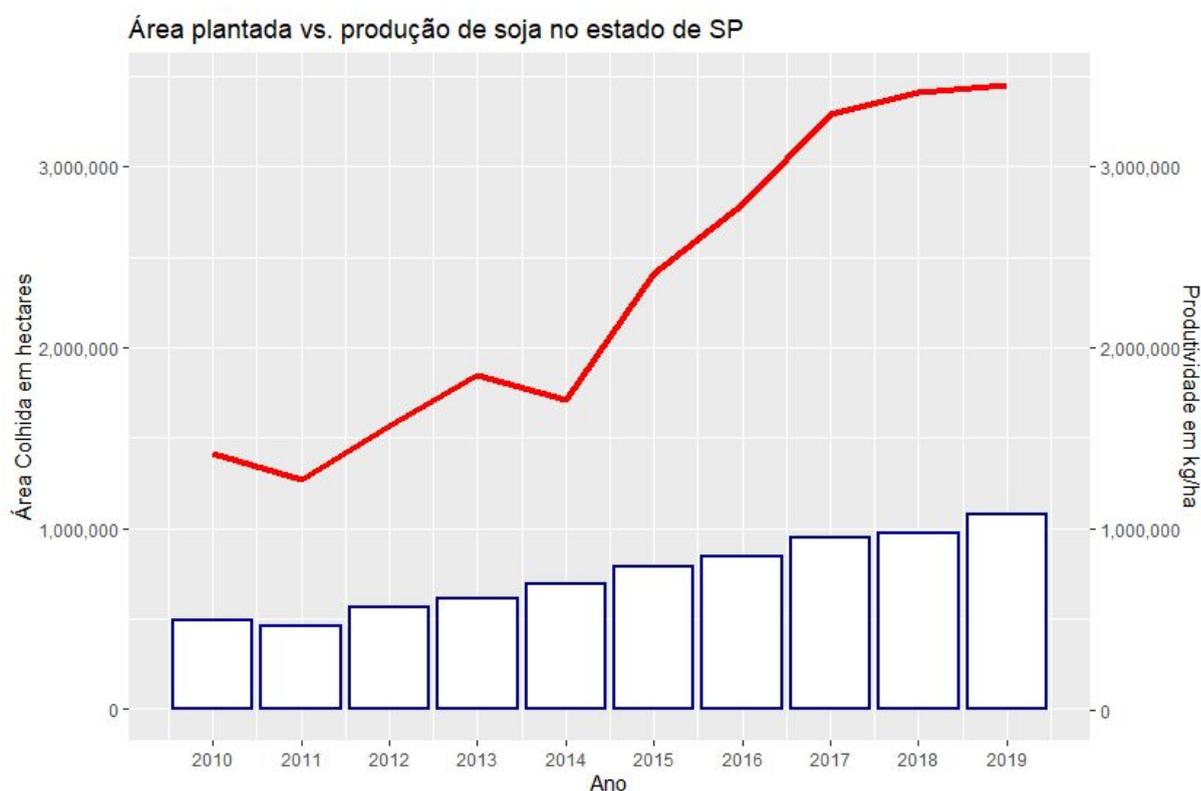


Figura 1. Histórico da produtividade e área colhida de soja no século XX, no estado de SP de 2010 - 2019. Fonte: IBGE-SIDRA, 2020

Mesmo com o desenvolvimento de novos cultivares para a região podemos observar na Figura 1 o destaque para o estado de São Paulo que em termos de produtividade vem impulsionando a produção de soja com uma taxa maior que a área total colhida, o que mostra o aperfeiçoamento da produção da cultura na região em termos de aproveitamento de área, onde temos a linha em vermelho representando a produtividade histórica e as barras brancas representam a área colhida.

Podemos observar também pela Figura 2 o alto aproveitamento da área colhida com relação a área plantada e seu crescimento ao longo dos anos. Mesmo com este desempenho promissor da soja, ainda é destacada por Silva (2015) que os sistemas produtivos de soja são ainda extremamente dependentes das condições climáticas, sendo assim, conhecer as relações hídricas o sistema solo-planta-atmosfera irá contribuir para o sucesso da cultura no país.

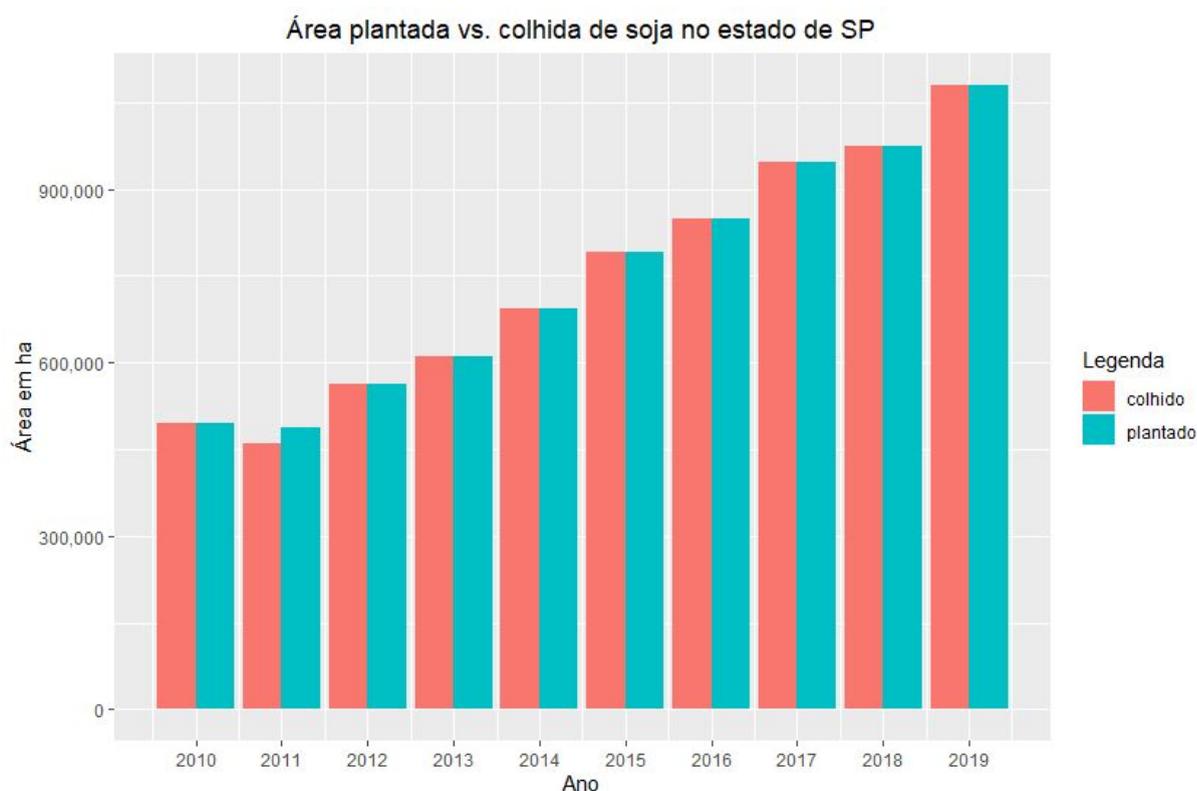


Figura 2. área plantada e colhida (ha) desde 2010 até a safra de 2018/2019 no estado de São Paulo. Fonte: IBGE-SIDRA, 2020

2.2 Ciclo Fenológico da Soja

Em termos de gestão da produção, um domínio do ciclo fenológico da planta irá proporcionar ao produtor um maior controle sobre a aplicação de seus recursos e insumos dentro de cada fase baseado em suas necessidades, sendo que cada uma delas demanda uma quantidade variada destes recursos, sendo a temperatura do ar e o fotoperíodo são os principais fatores abióticos que influenciam o desenvolvimento da soja, que é uma planta de dias curtos.

Para esquematizar o ciclo fenológico da soja (Tabela 1), iremos usar o esquema criado por FEHR e CAVINESS (1977) que é o mais utilizado do mundo, sendo possível identificar em cada estágio as necessidades específicas. A esquematização pode ser destacada por sua terminologia única que divide os estados fenológicos da planta por letras maiúsculas, onde os estágios vegetativos são representados pela letra V, e os estágio reprodutivos pela letra R, com exceção dos estágios intermediários que são representados pelas letras VE (emergência) e VC (cotilédone), Farias (2009) acrescenta índices numéricos às letras maiúsculas que irão representar o nível de desenvolvimento daquele estágio.

Tabela 1. Descrição dos estágios vegetativos da soja.

Símbolo	Denominação	Descrição
VE	Emergência	Os cotilédones estão acima da superfície do solo.
VC	Cotilédone desenvolvido	Os cotilédones se apresentam bem abertos e as folhas unifoliadas estão abertas, de tal modo que as bordas de cada folíolo não estão se tocando.
V1	Primeiro nó maduro	As folhas unifoliadas estão estendidas e a primeira folha trifoliada está suficientemente aberta, de tal modo que as bordas de cada folíolo não estão se tocando.

V2	Segundo nó maduro	A primeira folha trifoliada está estendida, isto é, com os três folíolos expandidos e a segunda folha trifoliada está aberta, de tal modo que as bordas de cada folíolo não estão se tocando.
V3	Terceiro nó maduro	A segunda folha trifoliada está estendida, isto é, com os três folíolos expandidos e a terceira folha trifoliada está aberta, de tal modo que as bordas de cada folíolo não estão se tocando.
V(n)	Enésimo nó maduro	A enésima folha trifoliada está com os três folíolos expandidos e a “n+1” folha trifoliada está aberta, de tal modo que as bordas de cada folíolo não estão se tocando.
R1	Início do florescimento	Uma flor aberta em qualquer nó da haste principal.
R2	Florescimento pleno	Uma flor aberta em um dos dois últimos nós da haste principal, com a folha completamente desenvolvida.
R3	Início da Frutificação	Vagem com 5 mm de comprimento em um dos quatro últimos nós superiores, sobre a haste principal, com a folha completamente desenvolvida.
R4	Vagem formada	Vagem com 20 mm de comprimento em um dos quatro últimos nós superiores, sobre a haste principal, com a folha completamente desenvolvida.
R5	Início da formação da semente ou da granação	Sementes com 3 mm de comprimento em uma vagem localizada em um dos quatro últimos nós superiores, sobre a haste principal, com a folha completamente desenvolvida.
R6	Semente desenvolvida ou granação plena	Vagem verde, contendo semente verde que preenche a cavidade da vagem localizada em um dos quatro últimos nós superiores, sobre a haste principal, com a folha completamente desenvolvida.
R7	Início da maturação ou maturação fisiológica	Uma vagem normal sobre a haste principal que tenha atingido a cor de

		vagem madura.
R8	Maturação plena ou maturação a campo	95% das vagens atingem a cor da vagem madura.

Fonte: Fehr e Caviness (1977) adaptada por Câmara (1998).

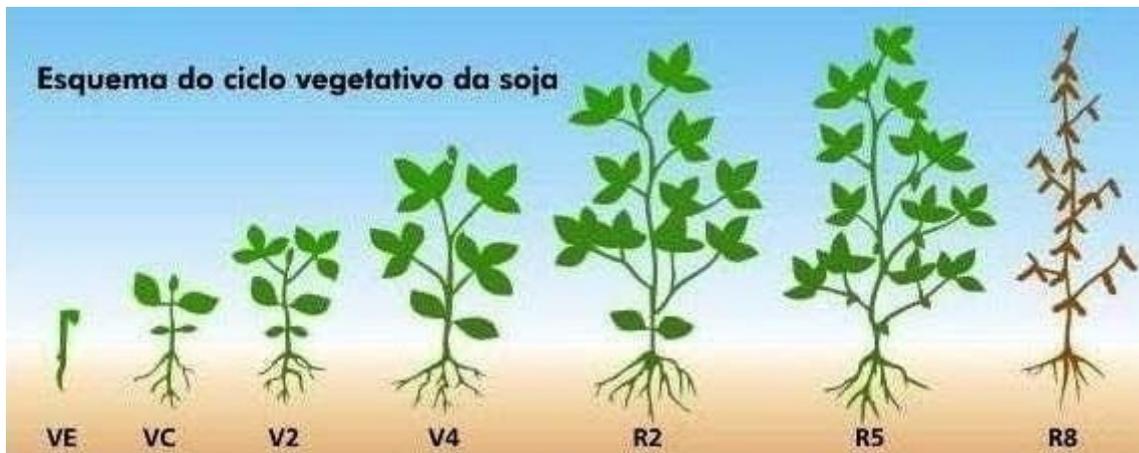


Figura 3. Esquema do ciclo vegetativo da soja

Fonte: Iowa State University. Special Report n.53,1998.Utilizado por Câmara (1998).

Mesmo com as características do ciclo fenológico bem definidos a vasta extensão territorial do país interfere para uma janela de plantio variável, sendo necessário um estudo da área a ser utilizada bem como seu histórico climático. A Figura 4 ilustra graficamente as janelas definidas para cada macrorregião do país, dando destaque para região Sudeste onde temos uma janela de plantio que se estende de fevereiro a maio e uma janela de colheita que se estende de outubro até o final de janeiro.

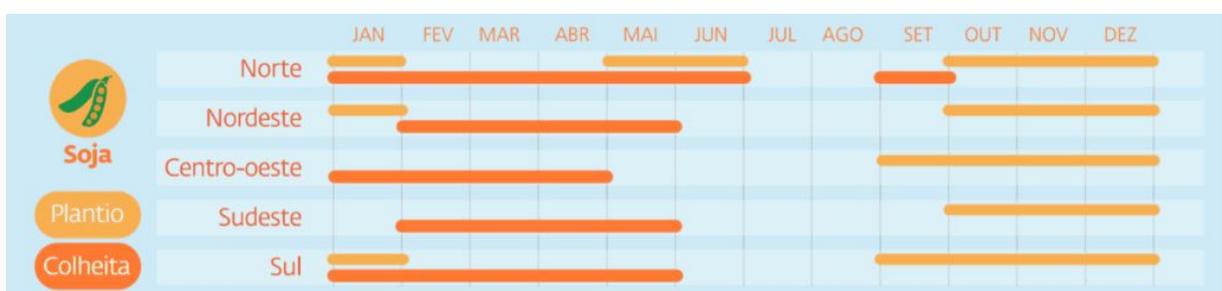


Figura 4. Esquema do ciclo vegetativo da soja

Fonte: Iowa State University. Special Report n.53,1998.Utilizado por Câmara (1998).

Ao conhecer o calendário agrícola da cultura é possível realizar um planejamento prévio das atividades a serem realizadas, podendo aumentar as possibilidades de um bom desenvolvimento da cultura. De maneira geral podemos, na maioria das regiões, iniciar a semeadura da soja no momento em que as chuvas de primavera se iniciarem, aumentando conseqüentemente a umidade do solo e promovendo a fase VE da cultura (Silva, 2015).

2.3 Modelo Agrometeorológico de Estimativa de Produtividade Agrícola

O estudo das interações clima-produtividade é desenvolvido com o uso de modelos que procuram quantificar os efeitos das variações do clima sobre o comportamento vegetal (Robertson, 1983).

Os modelos agrometeorológicos foram os primeiros a serem desenvolvidos e são muito utilizados atualmente. Além de fornecer dados para alimentar os sistemas de previsão de safras agrícolas, permitem identificar estresse hídrico ao longo do ciclo da cultura, cujos impactos na produtividade podem ser detectados e avaliados (Doorenbos & Kassam, 1979; Rudorff & Batista, 1990; Camargo et al., 1999).

Porém, ao utilizarmos dados de precipitação em uma estação para inferir o balanço hídrico da produção, nem sempre podemos representar este balanço de maneira precisa, pois ao se tratar de uma unidade localizada para a coleta da precipitação, e isso nem sempre retrata o cenário espacial que temos no campo. Como alternativa, é possível utilizar dados meteorológicos oriundos de satélites meteorológicos ou modelos atmosféricos globais.

O satélite TRMM (*Tropical Rainfall Measuring Mission*) é uma alternativa ao invés de estações meteorológicas convencionais, sendo utilizado em modelos como o de Ferreira (2012) e modelos de sensoriamento remoto como o de Collischonn (2006) e SILVA-FUZZO (2015).

Pensando em métodos que utilizem uma forma mais simplificada de aquisição de dados podemos considerar também modelos como o de DOORENBOS & KASSAM (1979), como proposto por RAO et al. (1988) que levam em consideração os valores de evapotranspiração presente em cada pixel para estimar a

produtividade do cultivo da soja em diferentes estágios de desenvolvimento. De forma mais ampla podemos inferir que os modelos agrometeorológicos consideram somente a influência de fatores climáticos sobre a produtividade da cultura, funcionando como um medidor de eficiência. Os métodos utilizados para estabelecer a relação planta-clima variam desde a simples correlação, até modelos complexos, ou seja, funções de produção que podem considerar diferentes parâmetros envolvidos no sistema produtivo (PICINI, 1998).

Porém, deve ser feita uma ressalva com relação aos modelos agrometeorológicos, feita também por FRIZZONE et al. (2005), que suas aplicações são muitas vezes específicas para uma localidade, e muitas vezes não consideram todos os fatores envolvidos no desenvolvimento da cultura com a dinâmica do clima e os recursos naturais associados.

Para contornar este tipo de especificidade, podemos utilizar modelos agrometeorológicos espectrais, onde as variáveis agrometeorológicas expressam a influência das condições meteorológicas no crescimento e desenvolvimento das plantas. Já as variáveis espectrais expressam, além das condições meteorológicas, a influência das práticas de manejo, dos cultivares, da localização espacial e de demais elementos não incluídos no componente agrometeorológico, na determinação do rendimento final Melo et al. (2008).

2.4 Sensoriamento Remoto e suas aplicações na agricultura

2.4.1 Landsat 8

O programa Landsat teve início no ano de 1972, com resolução de 15m nas bandas pancromáticas e 30m no multiespectral proporcionando uma construção de imagens de resolução espacial de 15m coloridas por fusão digital e por trazer uma riqueza espectral trazendo uma abrangência de produção de mapas numa escala de 1:25.000.

O Landsat 8 lançado em 2013 é amplamente utilizado pela comunidade para desenvolvimento de trabalhos como o de mapeamento de uso da terra ou análise de temperatura de superfície terrestre, devido às características de seus sensores e também por possuir média resolução espacial. A Tabela 2 apresenta as

características das bandas fornecidas pelos sensores OLI (*Operational Land Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) presentes no satélite Landsat 8.

Becerra et al., (2009) classificaram a cobertura vegetal do Estado de Tocantins, que compõe uma parte do Bioma Cerrado na Amazônia Legal, e determinaram a relação do padrão sazonal de precipitação (ano de 2004) com a dinâmica sazonal da vegetação, a partir da aplicação de dois índices espectrais de vegetação, NDVI e EVI, e a análise de seis classes de uso e cobertura da terra (floresta, cerradão, cerrado ss, campo cerrado, agricultura e agricultura-pastagem). Além de poder utilizar outras bandas que captam outros tipos de resposta da interação planta-ondas eletromagnéticas como a banda termal (disponível no Landsat 7 e 8) que proporciona uma análise direta da temperatura da superfície e consequentemente analisar o preenchimento do solo com algum tipo de cobertura vegetal, trabalhos como os de Sabajo et al., (2017) onde foi possível analisar os efeitos da mudança da cobertura vegetal nativa (floresta na região da Indonésia) para a cultura do dendê através do mapeamento do LST (*Land Surface Temperature*) por imagens de satélite. Pode ainda ser evidenciado a capacidade do Landsat 8 no trabalho de AMARO (2019) onde foi utilizado o método do triângulo simplificado para o cálculo de umidade para uma área de iLP.

Tabela 2. Características de resolução das imagens

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Área Imageada	Resolução Radiométrica
OLI (Operational Land Imager)	(B1) AZUL COSTEIRO	0.43 - 0.45 µm	30 m	16 dias	170 x 183 km	16 bits
	(B2) AZUL	0.45 - 0.51 µm				
	(B3) VERDE	0.53 - 0.59 µm				
	(B4) VERMELHO	0.64 - 0.67 µm				
	(B5) INFRAVERMELHO PRÓXIMO	0.85 - 0.88 µm				
	(B6) INFRAVERMELHO MÉDIO	1.57 - 1.65 µm				

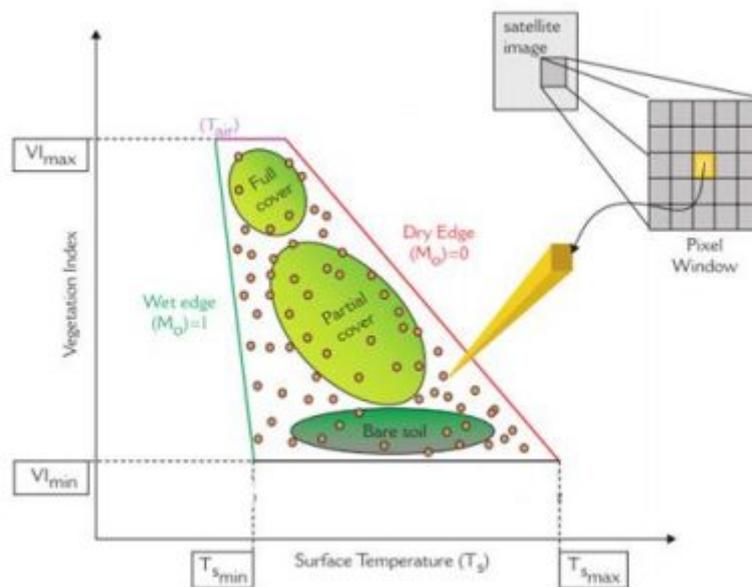
	(B7) INFRAVERMELHO MÉDIO	2.11 - 2.29 μm	
	(B8) PANCROMÁTICA	0.50 - 0.68 μm	15 m
	(B9) CIRRUS	1.36 - 11.19 μm	30 m
TIRS (Thermal Infrared Sensor)	(B10) INFRAVERMELHO TERMAL	10.6 - 11.19 μm	100 m
	(B11) INFRAVERMELHO TERMAL	11.5 - 12.51 μm	100 m

Fonte: NASA

2.4.2 Método do Triângulo

Na tentativa de compreender a dinâmica entre a umidade do solo (M_o) e os fluxos de energia-atmosfera, Gillies & Carlson (1995) e Gillies et al. (1997) descreveram um método que engloba bandas espectrais (visíveis e térmicas) para gerar o calcula da vegetação fracionada, umidade do solo, e evapotranspiração. O método pode ser ilustrado em um gráfico de dispersão onde é relacionado o valor de VI e T_s de cada pixel dado uma imagem de satélite. A Figura 6 ilustra a dispersão dos dados bem como suas propriedades.

Figura 6. Esquema gráfico de dispersão dos valores de pixels de VI em função da Temperatura de Superfície (T_s) para uma imagem de satélite.



Fonte. Lambin and Ehrlich (1996).

A dispersão dos pixels geram um formato característico de um trapézio ou triângulo, onde a borda da direita representa os pixels com maior temperatura de superfície, muitas vezes identificado como “borda seca” ou “borda quente”, já a borda da esquerda na Figura 6 representa a “borda fria” ou “extremidade molhada”, as variações no eixo das abscissas representa o efeito combinado do relevo e variações da cobertura vegetal, que nestes pontos possuem um solo exposto, ao contrário do topo do trapézio que pode ser representado por pixels de cobertura vegetal total.

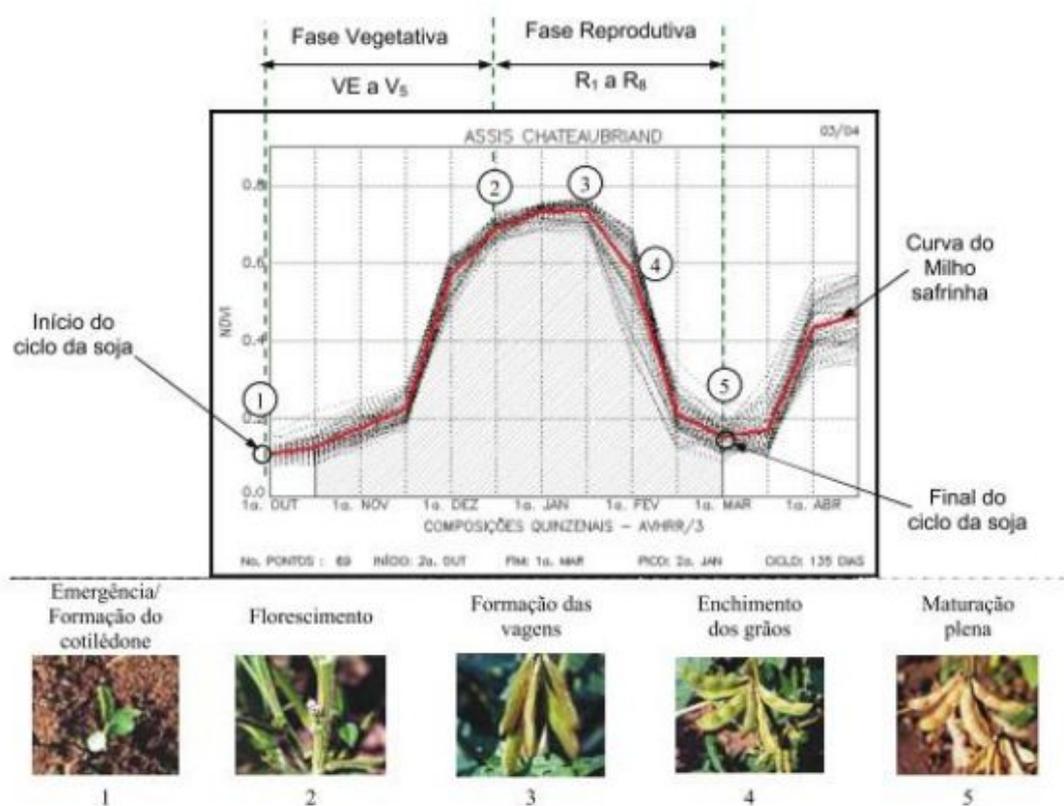
Pontos do gráfico de dispersão com mesmo de valor de IV representam diferentes intensidades de resfriamento causado pela evapotranspiração, tendo em vista que uma vez abastecida de água, a planta irá liberar o vapor d'água para o controle térmico, uma vez que a planta sofre uma tensão de água ela irá fechar seus estômatos causando um resfriamento menor.

A diferença de uma dispersão de dados em formato de trapézio ao invés de um triângulo é dada pela alteração do valor de T_s para o valor máximo de VI o que indica uma alteração no conteúdo de água do solo.

A partir dos conceitos do método do triângulo, pode-se escalonar os valores de vegetação e de temperatura a fim de reduzir a necessidade de correção

atmosférica e a dependência das condições ambientais, podendo isolar os pixels da nuvem SILVA-FUZZO (2018). A Figura 7 ilustra os valores de NDVI a serem escalonados.

Figura 7. Perfil temporal do NDVI no município de Assis Chateaubriand - PR, na safra 03/04.



Fonte. Retirado de SILVA-FUZZO (2018), com base em Johann (2012) adaptado de Esquerdo (2007).

2.4.3 Método do Triângulo Simplificado

A partir dos valores apresentados na Figura 7, podemos gerar uma nova métrica que representa uma quantidade física significativa ligada diretamente aos valores de produção agrícola e minimiza a necessidade de correções atmosféricas, de extrema importância quando se trabalha com série de dados temporais de uma determinada região, o valor gerado é definido com “Fr” ou vegetação fracionada (Equação 1).

$$Fr = \left\{ \frac{(NDVI - NDVI_0)}{(NDVI_S - NDVI_0)} \right\}^2 \quad (1)$$

Onde: NDVI₀ é o valor de NDVI corresponde a solo nu e NDVI_S é o valor de NDVI correspondente à cobertura máxima da vegetação (Gillies e Carlson, 1995).

Os valores de Ts, são apresentados em forma de temperatura mínima (T_{min}) e temperatura máxima (T_{max}), escalado da temperatura radiante (T*), que varia de 0 (T_{min}), a temperatura que pertence a um grupo denso de vegetação em solos bem regados, a 1,0 (T_{max}) temperatura solo seco ou solo nu. Assim, definimos T (Equação 2).

$$T^* = \left\{ \frac{T_{ir} - T_{min}}{T_{max} - T_{min}} \right\} \quad (2)$$

Onde: T_{ir} é a temperatura de superfície radiante, T_{max} é o valor da Ts para solo nu, e T_{min} é o valor correspondente de Ts para cobertura máxima da vegetação (Carlson, 2007)

A partir das duas métricas escalonadas podemos gerar dois valores para compor o gráfico de dispersão, umidade do solo (Mo) e evapotranspiração (EF total) representados pelas equações 3 e 4:

$$Mo = 1 - T^* (pixel) / T^* \text{ borda quente} \quad (3)$$

$$EF \text{ total} = EF \text{ solo} * (1 - Fr) + Fr (pixel) * EF \text{ veg} \quad (4)$$

EF veg é o valor da vegetação para evapotranspiração potencial (assumido pela equação ao valor igual a 1), e T* é representado pela temperatura de superfície ao longo da borda quente. Assim, EF solo = Mo e EF veg = 1.

3 Metodologia

3.1 Área de estudo

O estudo foi realizado em uma área de 200 hectares na fazenda Campina, localizada na região oeste do estado de São Paulo, no município de Caiuá (Figura 8). O cultivo da soja nessa área faz parte de um sistema de integração lavoura-pecuária, dando início ao segundo ciclo com o plantio da soja em Dezembro de 2019 com colheita em Abril de 2020 e foi sucedido pelo plantio da pastagem em sistema de consórcio entre a braquiária (*Urochloa ruziziensis*) e milho (*Pennisetum glaucum*).

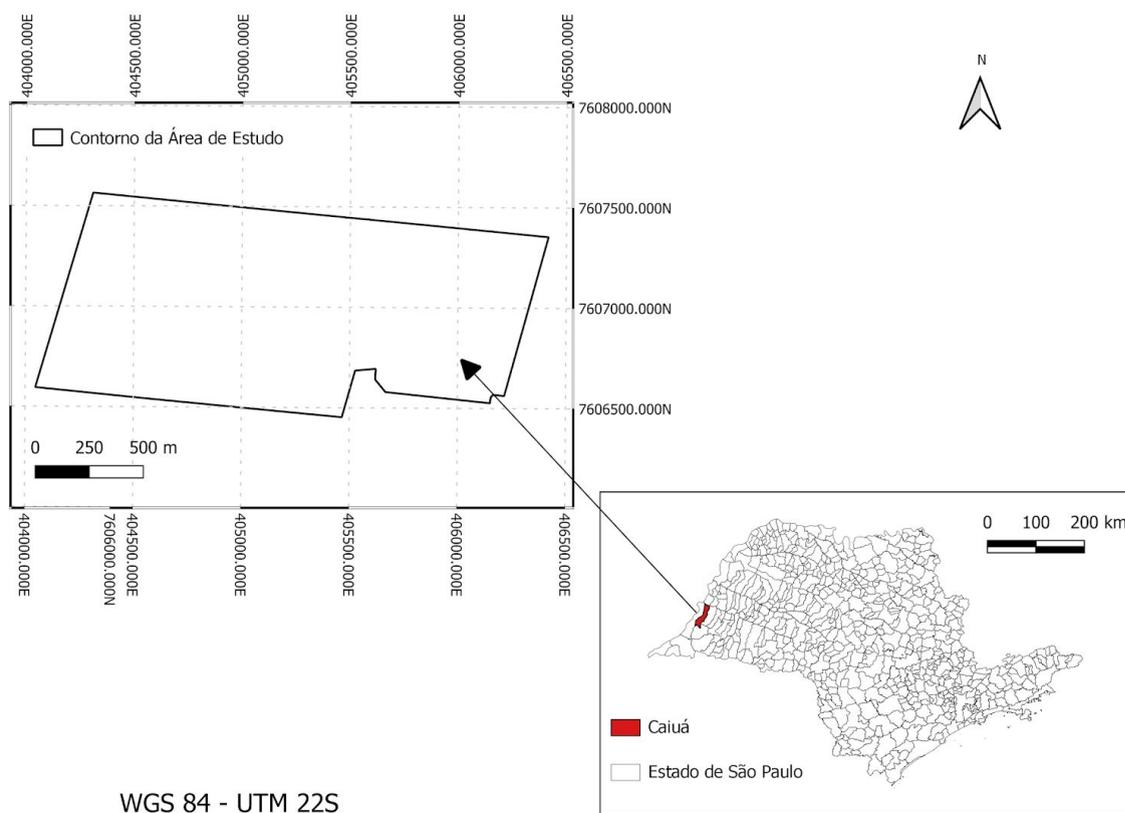


Figura 8. Localização da área de estudo no município de Caiuá -SP.

Segundo (KOPPEN e GEIGER, 1928) a região possui classificação climática Aw, tropical chuvoso com um inverno frio e seco. Os dados de precipitação foram retirados de uma estação meteorológica convencional instalada próxima aos talhões.

3.2 Obtenção Da Produtividade No Campo

Os valores de produtividade foram obtidos por coleta de campo durante o período de colheita na área de estudo onde foram coletadas a partir do arquivo extraído da colhedora após a finalização da operação no formato CSV

(comma-separated values), em seguida os dados foram convertidos para o formato GEOTIFF (*Geostationary Earth Orbit Tagged Image File Format*) para facilitar a manipulação dos dados

3.3 Aquisição de Imagens

Foram utilizadas imagens do satélite Landsat 8 dos sensores OLI (Operational Terra Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor), sendo feita a correção de atmosfera e os demais processamentos dentro da plataforma Google Earth Engine - GEE (GORELICK et al, 2017). As imagens do OLI foram utilizadas para calcular o índice de vegetação NDVI e as imagens do TIRS para geração do método do triângulo. Foram selecionadas uma imagem por estágio fenológico da soja, porém, devido a grande quantidade de nuvens na região, não foi possível utilizar imagem no estágio de desenvolvimento vegetativo da cultura (Tabela 3).

Tabela 3. Data das imagens utilizadas para aplicação aquisição dos valores de EF total e os respectivos estágios de desenvolvimento para cada data.

Data	Fase de desenvolvimento
20/01	Florescimento Pleno
08/03	Granação Plena
24/03	Maturação

3.4 Aplicação do Método do Triângulo Simplificado

Para aplicarmos o método do triângulo simplificado calculamos os valores de NDVI e LST (este último obtido pelo sensor TIRS) com a fórmula de normalização a partir das bandas 4 e 5 do sensor OLI como podemos observar na equação 5 e 6.

$$NDVI = \frac{B5 - B4}{B5 + B4} \quad (5)$$

Onde,

B4: Valores de reflectância da banda 4 (vermelho);

B5: Valores de reflectância da banda 5 (infravermelho próximo);

$$LST(^{\circ}C) = LSTK - 273.15 \quad (6)$$

Onde,

LST: Temperatura superficial em Celsius;

LSTK: Temperatura superficial em Kelvin:

Em seguida podemos converter os valores de LST e NDVI para T* (Temperatura radiante) e a cobertura vegetal fracionada "Fr", a partir da equação 7 e 8.

$$Fr = \left\{ \frac{(NDVI - NDVIo)}{(NDVIs - NDVIo)} \right\}^2 \quad (7)$$

Onde,

NDVI: Valores de NDVI em cada pixel;

NDVIo: Valor de NDVI para o solo exposto

NDVs: Valores de NDVI para a cobertura total do solo;

$$T^* = \left\{ \frac{(Tir - Tmin)}{(Tmax - Tmin)} \right\} \quad (8)$$

Onde,

Tir: Temperatura superficial radiante;

Tmin: Temperatura superficial mínima;

Tmax: Temperatura superficial máxima;

Para finalizar aplicamos o método do triângulo simplificado ao analisar geometricamente o gráfico de distribuição dos pontos de pela equação 9 e 10, ao usar as interpretações dos resultados descritos, onde produz a disponibilidade da umidade da superfície do solo (Mo) e a evapotranspiração total (EF total), valores cujos serão utilizados para a adaptação da equação feita por SILVA-FUZZO (2016).

$$Mo = 1 - T^* (pixel) / T^* borda quente \quad (9)$$

Onde,

Mo: Umidade superficial do solo;

T*: Temperatura radiante de cada pixel;

T*borda quente: Temperatura radiante da borda quente na distribuição dos pontos no método do triângulo.

$$EF_{total} = EF_{soil} * (1 - Fr) + Fr(pixel) * EF_{veg} \quad (10)$$

Onde,

EFtotal: Evapotranspiração total;

EFsoil: Evapotranspiração do solo;

EFveg: Evapotranspiração da vegetação;

Segundo a autora, essas fórmulas baseiam-se no pressuposto de que a evaporação da superfície do solo e a disponibilidade de umidade do solo (Mo) estão no máximo (Mo = 1) ao longo da borda fria do envelope de pixel e são zero (Mo = 0) ao longo da borda quente. Presume-se que a transpiração apenas das plantas esteja sempre em potencial, a menos que as folhas estejam murchas. A transpiração e a evaporação são combinadas dependendo da cobertura fracionária da vegetação para produzir a evapotranspiração total expressa como EF.

Ao final da aplicação das equações teremos as imagens de EF total para as datas citadas também em formato matricial GEOTIFF para a análise posterior da estimativa de produtividade.

3.5 Estimativa de Produtividade

Para estimar a produtividade da soja, utilizamos o modelo agrometeorológico de DOORENBOS & KASSAM (1979) (Equação 11) que faz uso da razão entre a produtividade estimada com relação a produtividade potencial da área de estudo onde podemos considerar os valores coletados em campo como os valores de produtividade potencial, podemos relacionar essa também com os valores de evapotranspiração total gerados a partir do método do triângulo simplificado (Equação 10) e com o diferencial de não ser necessário coletar dados de uma estação fixa de onde são retirados os valores de evapotranspiração no modelo a ser

descrito por meio de sensores instalados na área de estudo, o que mostra o potencial de aplicabilidade das técnicas de SR que justamente dispensam o uso deste tipo de equipamento.

$$\frac{Y_a}{Y_p} = \prod_{i=1}^4 \left[1 - k_{yi} \left(1 - \frac{ET_r}{ET_p} \right)_i \right] \quad (11)$$

Onde,

Ya: Produtividade estimada;

Yp: Produtividade potencial;

kyi: Coeficiente de penalização devida a deficiência hídrica em cada fase de desenvolvimento;

ETr: Evapotranspiração atual;

ETp: Evapotranspiração potencial;

A seguir temos o ajuste do parâmetro de evapotranspiração total gerados pelo método do triângulo simplificado.

$$\frac{Y_a}{Y_p} = \prod_{i=1}^4 [1 - k_{yi}(1 - EF)_i] \quad (12)$$

Onde,

Ya: Produtividade estimada;

Yp: Produtividade potencial;

kyi: Coeficiente de penalização devida a deficiência hídrica em cada fase de desenvolvimento;

EF: Evapotranspiração total oriundo do método do triângulo simplificado.

Tabela 4. Fatores de ajuste de produtividade para os diferentes estágios de desenvolvimento da soja. Fonte: Doorenbos & Kassam, 1979 e Campbell et al. (1986).

ky	Estágio Fenológico
0.2	Desenvolvimento Vegetativo
0.4	Florescimento Pleno

0.8	Granação Plena
0.2	Maturação

E para produtividade potencial (Y_p) foi adquirido os dados de produtividade a partir do acerto do IEA (Instituto de Economia Agrícola), onde a produtividade média foi de 2,5 ton/ha para o ano de 2017 (último censo disponibilizado). Ainda foi adicionado um fator de 10% ao resultado médio de Y_p para eliminar qualquer efeito do ambiente que possa interferir com a produtividade potencial SILVA-FUZZO (2016). Ao consultar valores de produtividade potencial para a soja em Caiuá nas safras de 2016/2017 (IBGE), temos uma produtividade potencial de 2.5 ton/ha.

3.6 Avaliação Dos Resultados

Para as avaliações estatísticas utilizou-se o índice de concordância de Willmott (d) (Equação 13) e a Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE, sigla em inglês para *Root Mean Square Error* (Equação 14).

O índice “ d ”, proposto por Willmott et al. (1985) avalia o ajuste do modelo em relação aos dados observados, indicando o grau de concordância ou exatidão entre os valores estimados e observados, sendo que quanto mais próximo de 1, melhor a exatidão do desempenho do modelo em prever a variável dependente.

$$d = 1 - \frac{[\sum(Y_e - Y)^2]}{\sum(|Y_e - Y| + |Y - \bar{Y}|)^2} \quad (13)$$

Em que:

Y_e = Valores estimados

Y = Valores observados

\bar{Y} =Valores médios total

O RMSE é uma das medidas de erro mais usadas para aferir a qualidade do ajuste de um modelo, representa a raiz do erro médio quadrático da diferença entre a predição e o valor real, sendo uma medida análoga ao desvio padrão.

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \sum (Y - Y_e)^2} \quad (14)$$

Em que:

n= número de observações

Ye= Valores estimados

Y= Valores observados

Além destes coeficientes, também utilizamos o coeficiente estatístico R² (coeficiente de determinação) que segundo (GLEN, 2020), o R² nos informa que percentual é eliminado do erro de previsão na variável quando usamos a regressão de mínimos quadrados sobre a variável.

Também usamos o coeficiente de correlação de Pearson (r) para avaliar o quanto nossa previsão está relacionada com a dispersão dos dados reais, apresentados na Equação 10.

Segundo MUKAKA (2012), temos certas faixas de valores que definem a classificação da correlação (Tabela 6) e que será utilizada para indicar o desempenho estatístico do modelo em questão.

Tabela 6. Classificação dos valores de correlação de Pearson.

p	Correlação
0 - 0.3	Desprezível
0.3 - 0.5	Fraca
0.5 - 0.7	Moderada
0.7 - 0.9	Forte
> 0.9	Muito forte

Fonte: MUKAKA (2012)

3.7 Fluxograma

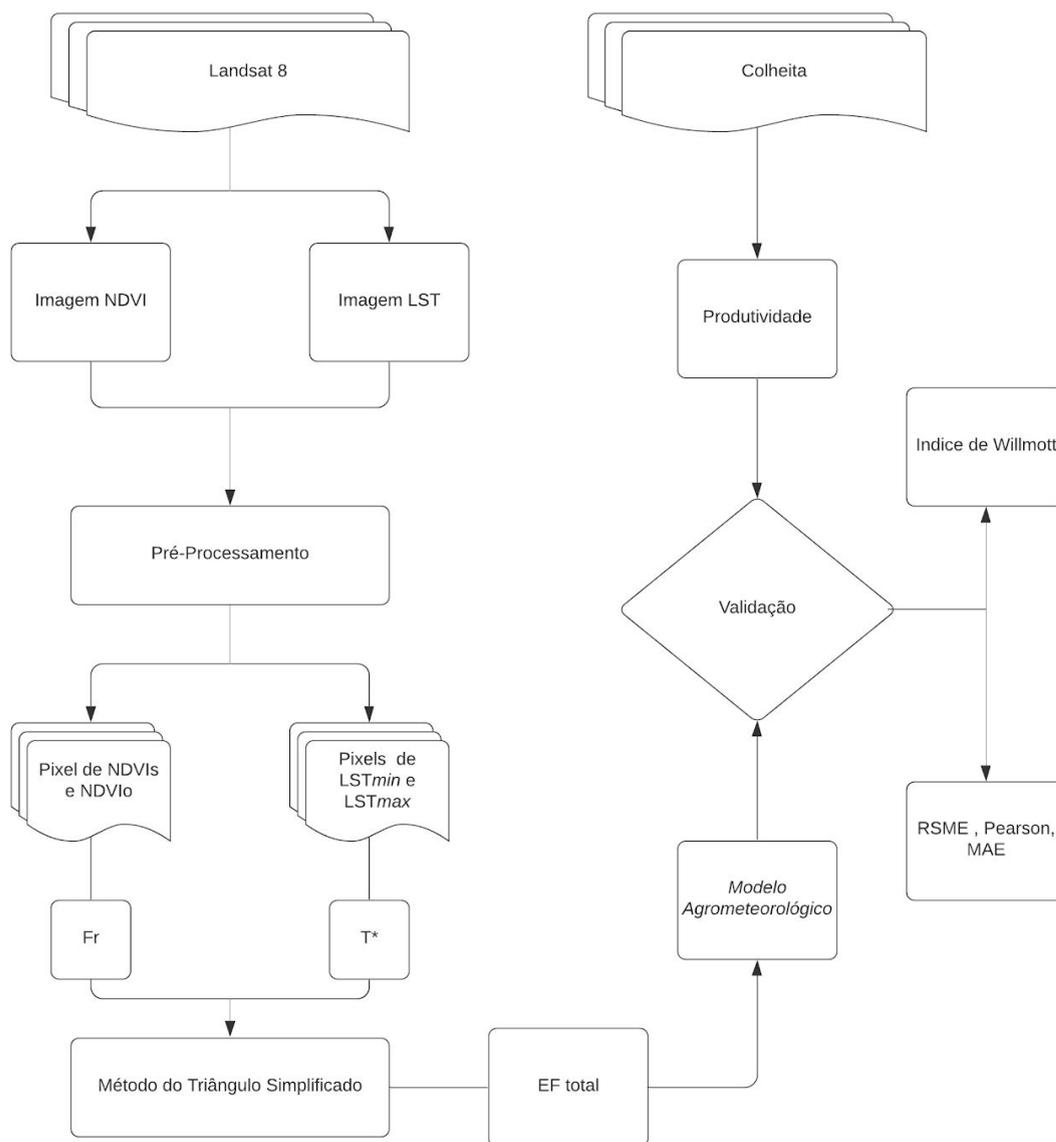


Figura 9. Fluxograma metodológico para execução do trabalho de conclusão do curso.

4 Resultados e Discussões

4.1 Aplicação do método do triângulo simplificado

Pela Figura 10 podemos observar os perfis triangulares típicos que são característicos do método do triângulo simplificado que possui análise visual onde as linhas nas cores vermelha indicam a borda quente (seca) do triângulo e a linha azul indica a borda frio (molhada). Podemos entender que cada pixel das imagens representam um valor de umidade (M_o) e evapotranspiração fracionada.

Além disso, a distribuição dos pontos ilustra (Figura 10) as fases de desenvolvimentos descritas na Tabela 3, onde para a dispersão de florescimento temos uma concentração maior dos pontos próximos da borda quente pois ainda não temos uma planta totalmente desenvolvida o que pode gerar um aumento da temperatura radiante na área de estudo.

Já para a fase de preenchimento das vagens com grãos, temos o início da fase de atividade reprodutiva com maior intensidade, o que explica os pontos próximos ao eixo da temperatura radiante.

Também fica claro o alto nível vegetativo da soja no estágio de maturação plena, a partir do gráfico de dispersão, podemos observar os pontos próximos do valor unitário de vegetação fracionada. Mesmo não sendo possível obter a imagem do início do desenvolvimento vegetativo da soja, poderia ser observado um agrupamento próximo ao eixo da temperatura radiante, pela exposição maior do solo a radiação incidente da atmosfera.

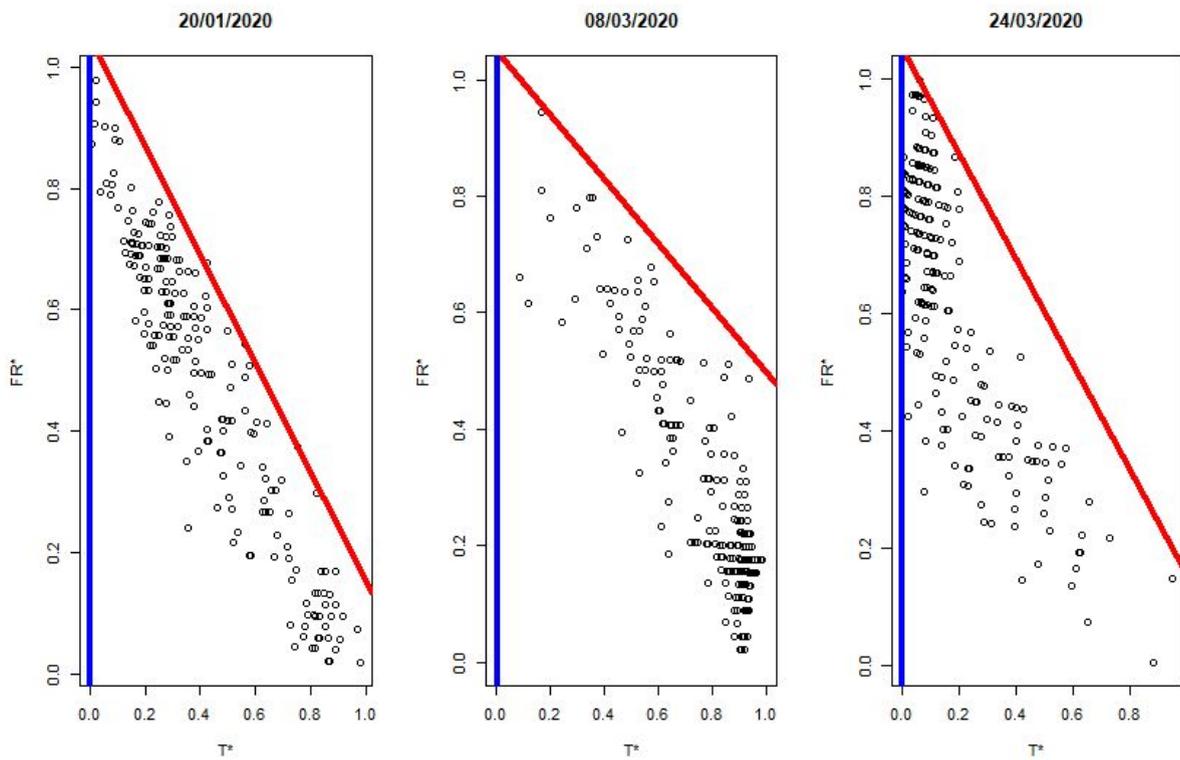


Figura 10. Gráfico de dispersão de vegetação fracionada por temperatura radiante para as imagens nas datas de florescimento, preenchimento dos grãos e maturação plena respectivamente.

4.2 Estimativa de produtividade

Vale a pena mencionar que cada um dos dados de dispersão representam uma fase de desenvolvimento para a soja, onde pela presença massivas de nuvem de chuva na área de estudo que preenchem todos os quatro talhões nos meses de Dezembro e Janeiro que representam a fase inicial de desenvolvimento da soja (ky1), sendo assim temos na Tabela 4, os coeficientes utilizados para cada dado de dispersão apresentado anteriormente. Ao analisar a produtividade da equação utilizada pela autora no cálculo de estimativa de produtividade temos que cada termo ky gera um coeficiente de minoração a produtividade potencial da cultura, onde ao não aplicar o coeficiente no estágio de início do desenvolvimento da soja, assim como o coeficiente para maturação plena que foi aplicado no trabalho, teremos uma maior penalização na qualidade do modelo pois o coeficiente ky está inversamente relacionado ao fator a ser aplicado a produtividade potencial.

Ao aplicar a equação adaptada por SILVA-FUZZO (2018) e utilizar-se das métricas propostas foi obtido um R^2 de 0.59 e RMSE de 38.8 % (Figura 11), confirmando consistência do modelo explorado pela autora com uma correlação de Pearson de 0.79, uma performance pelo coeficiente de Willmott de 52% do erro associado a predição de produtividade ao utilizar o modelo em questão, gerando uma produtividade média estimada de 2.01 ton/ha, ou seja, próxima a produtividade média do município.

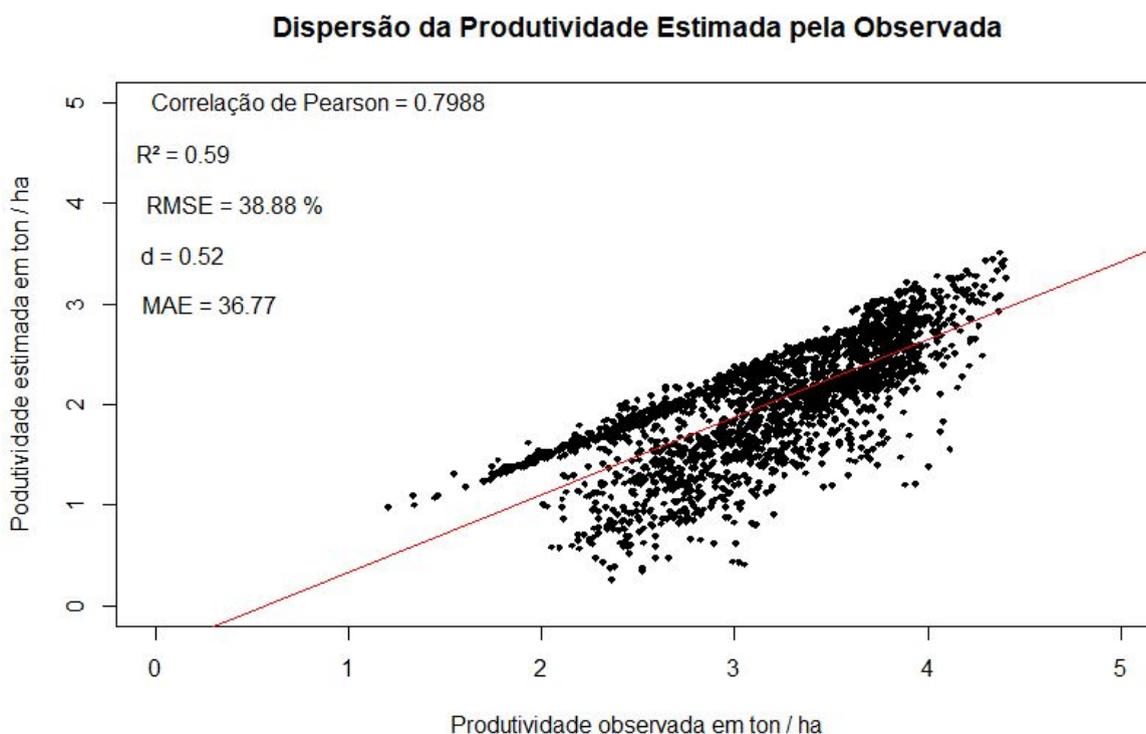


Figura 11. Estimativa de produtividade utilizando modelo agrometeorológico-espectral com relação aos dados observados da área estudada.

Podemos fazer uma análise da estimativa, tendo em vista a escala local de aplicação do método, diferentemente da escala regional utilizada por SILVA-FUZZO (2016), onde primeiramente tivemos a questão da ausência de uma das imagens necessárias para a aplicação do método que sem dúvidas foi um fator determinante para a performance estatística da estimativa, além da utilização do sensor MODIS que se adequa a escala de análise feita pela autora. Ainda, no que diz respeito aos resultados obtidos pelo estudo em que este trabalho se baseia, foi possível gerar valores bem próximos aos observadas em campo, além de mostrar a superioridade estatística com relação aos modelos usando dados de estação de superfície, onde

fica claro o potencial de uso do modelo como uma ferramenta de fácil implementação, na ausência de dados auxiliares ou informações de superfície para monitoramento e previsão de safras agrícolas.

5 Conclusão

Esse trabalho teve como objeto estimar a produtividade da soja utilizando parâmetros do método do triângulo simplificado proposto por SILVA-FUZZO et al. (2019) em escala local. Assim, foi possível gerar previsão de produtividade de forma consistente, e ainda adquirindo de forma simples dados de evapotranspiração pelo método do triângulo simplificado.

Vale a pena comentar sobre a performance de modelo que depende dos valores de (EF) para gerar a estimativa, poderíamos ter obtido uma performance ainda mais elevada considerando condições de reflectância de solo sem a presença de nuvens para o estágio inicial de desenvolvimento da soja que influencia diretamente no fator de correção da produtividade (k_{yi}) e conseqüentemente na estimativa gerada pelo modelo que fica evidente na diferença entre a produtividade estimativa com relação a observada.

Em linhas gerais podemos concluir que o modelo adaptado para pequenas propriedades oferece uma alternativa plausível para a calibração e estimativa de produtividade em substituição de dados agrometeorológicos oriundos de estações.

6 Referências

DA SILVA SANTOS, Aline Bezerra; VELOSO, Sinara Luísa; DE OLIVEIRA, Hamilto Afonso. A MODERNIZAÇÃO DA AGRICULTURA E OS IMPACTOS AMBIENTAIS. Anais SNCMA, v. 8, n. 1, 2017.,

EL HAJJ, Mahmoud et al. Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices—The case of sugarcane harvest on Reunion Island. Remote Sensing of Environment, v. 113, n. 10, p. 2052-2061, 2009.

BALBINOT JUNIOR, Alvadi Antonio et al . Integração lavoura-pecuária: intensificação de uso de áreas agrícolas. Cienc. Rural, Santa Maria , v. 39, n. 6, p. 1925-1933, Sept. 2009 . Available from <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-84782009000600048&lng=en&nrm=iso>. access on 24 July 2020. Epub May 29, 2009. <https://doi.org/10.1590/S0103-84782009005000107>.

LIU, William Tse Horng. Aplicações de sensoriamento remoto. Oficina de Textos, 2015.

ANTUNES, Mauro Antonio Homem; SIQUEIRA, J. C. S. Características das imagens RapidEye para mapeamento e monitoramento e agrícola e ambiental. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, v. 16, p. 547-554, 2013.

SARMIENTO, Christiany M. et al . A SPECTRAL AGROMETEOROLOGICAL MODEL FOR ESTIMATING SOYBEAN GRAIN PRODUCTIVITY IN MATO GROSSO, BRAZIL. Eng. Agríc., Jaboticabal , v. 40, n. 3, p. 405-412, June 2020 . Available from <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-69162020000300405&lng=en&nrm=iso>. access on 08 Jan. 2021. Epub July 06, 2020. <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v40n3p405-412/2020>.

SANCHES, I. D.; EPIPHANIO, José Carlos Neves; FORMAGGIO, Antonio Roberto. Culturas agrícolas em imagens multitemporais do satélite Landsat. Agric. São Paulo, v. 52, n. 1, p. 83-96, 2005.

FUZZO, Daniela F. Silva et al. Coupling remote sensing with a water balance model for soybean yield predictions over large areas. Earth Science Informatics, p. 1-15, 2019.

SILVA-FUZZO, Daniela F.; ROCHA, Jansle V. Simplified triangle method for estimating evaporative fraction over soybean crops. Journal of Applied Remote Sensing, v. 10, n. 4, p. 046027, 2016.

SIMS, Daniel A. et al. A new model of gross primary productivity for North American ecosystems based solely on the enhanced vegetation index and land surface temperature from MODIS. *Remote sensing of Environment*, v. 112, n. 4, p. 1633-1646, 2008.

LAMPARELLI, Rubens AC; DE CARVALHO, Waste MO; MERCANTE, Erivelto. Mapeamento de semeaduras de soja (*Glycine max* (L.) Merr.) mediante dados MODIS/Terra E TM/Landsat 5: um comparativo. *Engenharia Agrícola*, v. 28, n. 2, p. 334-344, 2008.

BECERRA, Jorge Alberto Bustamante; SHIMABUKURO, Yosio Edeimar; ALVALÁ, Regina Célia dos Santos. Relação do padrão sazonal da vegetação com a precipitação na região de Cerrado da Amazônia Legal, usando índices espectrais de vegetação. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 24, n. 2, p. 125-134, 2009.

SABAJO, Clifton R. et al. Expansion of oil palm and other cash crops causes an increase of the land surface temperature in the Jambi province in Indonesia. *Biogeosciences*, v. 14, n. 20, p. 4619-4635, 2017.

SANTOS, JANNAYLTON EVERTON OLIVIERA et al. Imagens do Landsat-8 no mapeamento de superfícies em área irrigada. *Irriga*, v. 1, n. 2, p. 30-36, 2015.

CRUSIOL, LGT et al. Sensoriamento remoto aplicado ao monitoramento do déficit hídrico na cultura da soja. In: Embrapa Soja-Artigo em anais de congresso (ALICE). In: JORNADA ACADÊMICA DA EMBRAPA SOJA, 12., 2017, Londrina. Resumos expandidos... Londrina: Embrapa Soja, 2017. p. 119-127., 2017.

IOST FILHO, Fernando Henrique. Sensoriamento remoto para monitoramento de mosca branca, *Bemisia tabaci* biótipo B (Hemiptera: Aleyrodidae) em soja. 2019. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

OZELKAN, Emre; CHEN, Gang; USTUNDAG, Burak Berk. Multiscale object-based drought monitoring and comparison in rainfed and irrigated agriculture from Landsat

8 OLI imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 44, p. 159-170, 2016.

NDIKUMANA, Emile et al. Deep recurrent neural network for agricultural classification using multitemporal SAR Sentinel-1 for Camargue, France. Remote Sensing, v. 10, n. 8, p. 1217, 2018.

YAN, Huimin et al. Modeling gross primary productivity for winter wheat–maize double cropping system using MODIS time series and CO2 eddy flux tower data. Agriculture, ecosystems & environment, v. 129, n. 4, p. 391-400, 2009.

SILVA-FUZZO, Daniela Fernanda da. Estimativa de evapotranspiração e produtividade da soja utilizando o método do triângulo simplificado. 2015. 141 p. Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola, Campinas, SP. Disponível em: <<http://www.repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/256737>>. Acesso em: 27 ago. 2018.

BENDAHAN, Amaury Burlamaqui. Artigo - Integração Lavoura-Pecuária em pequenas propriedades: o que o produtor precisa saber. In: Notícias. 3.81.0. Embrapa Roraima: Portal Embrapa, 29 mar. 2020. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/26123732/artigo---integracao-lavoura-pecuaria-em-pequenas-propriedades-o-que-o-produtor-precisa-saber>. Acesso em: 29 mar. 2020.

FEHR, W. R. and CAVINESS, C. E. Stage of soybean development. Iowa State University. Special report 80, March, 1977.

CÂMARA, G. M. S. Fenologia da soja. Informações Agrônomicas, n.82, p.1-6, 1998

EMBRAPA SOJA. Embrapa Soja Soja. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/soja/cultivos/soja1>> Consultado em 22 de abril de 2020.

APROSOJA (MT) (ed.). A HISTÓRIA DA SOJA. Aprosoja Mato Grosso: Aprosoja, 22 abr. 2020. Disponível em: <http://www.aprosoja.com.br/soja-e-milho/a-historia-da-soja>. Acesso em: 22 abr. 2020.

BERLATO, Moacir A.; FONTANA, Denise Cybis; GONÇALVEZ, Hélio M. Relação entre o rendimento de grãos da soja e variáveis meteorológicas. Pesquisa Agropecuária Brasileira, v. 27, n. 5, p. 695-702, 1992.

TRENTIN, Roberto et al . Subperíodos fenológicos e ciclo da soja conforme grupos de maturidade e datas de semeadura. Pesq. agropec. bras., Brasília , v. 48, n. 7, p. 703-713, July 2013 . Available from http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-204X2013000700002&lng=en&nrm=iso. access on 23 Apr. 2020. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2013000700002>.

FARIAS, J. R. B. Soja. In: Agrometeorologia dos cultivos: o fator meteorológico na produção agrícola. (Org) MONTEIRO, B.A. INMET. Brasília, 530p., 2009.

CÂMARA, G. M. S. Fenologia da soja. Informações Agronômicas, n.82, p.1-6, 1998.

FARIAS, José Renato Bouças et al. Necessidades Climáticas. Embrapa, 6 abr. 2005. Disponível em: https://www.agencia.cnptia.embrapa.br/gestor/soja/arvore/CONTAG01_20_271020069131.html. Acesso em: 25 abr. 2020.

MORAES, A.V. C. Desenvolvimento e análise de modelos agrometeorológicos de estimativa de produtividade para a cultura da soja na região de Ribeirão Preto, SP. 95f. Dissertação (Mestrado em Agrometeorologia) - Escola Superior de Agricultura 'Luis de Queiroz' - Esalq, Piracicaba. 1998.

FERREIRA, SIMONE PEREIRA; VARONE, FLAVIO; ALVES, RITA DE CÁSSIA MARQUES. Uso do TRMM para a correção estatística da chuva prevista pelo modelo BRAMS. IV Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, p. 01-09, 2012.

DOORENBOS, J. and KASSAM, A. H. Yield response to water. Rome, FAO, 1979. 197p. (Irrigation and Drainage Paper, 33).

BRUNINI, O.; MIRANDA, M. A. C.; MASCARENHAS, H. A.; PEREIRA, J. C. V.; SCHIMIDT, N. C. Teste de um modelo agroclimático que relacione o regime pluviométrico com as variações da produtividade agrícola. In: SEGOVIA, R. M., ed. Determinação do efeito da precipitação pluviométrica na produtividade agrícola. Brasília. p. 21-46, 1982.

ROBERTSON, G.W. Guidelines on crop-weather models. Geneve, World Meteorological Organization, 1983. 115p. (World Climate Application Programme, 50)

CAMARGO, M.B.P. de; ORTOLONI, A.A.; PEDRO JÚNIOR, M.J.; ROSA, S.M. Modelo agrometeorológico de estimativa de produtividade para o cultivar de laranja Valência. *Bragantia*, v.58, p.171-178, 1999.

COLLISCHONN, Bruno et al. Estimativas de precipitação por sensoriamento remoto passivo: desempenho do satélite TRMM na bacia do alto Paraguai até Descalvados. Simpósio de Geotecnologias no Pantanal (1.: 2006 nov. 11-15: Campo Grande, MS). Anais [do] 1º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal [recurso eletrônico]. Campinas: Embrapa Informática Agropecuária, 2006., 2006.

GILLIES, R. R. and CARLSON, T. N. Thermal remote sensing of surface soil water content with partial vegetation cover for incorporation into climate models. *Journal of Applied Meteorology*. v. 34, p. 745–56, 1995.

RAO, N.H.; SARMA, P.B.S.; CHANDER, S. A simple dated water-production function for use in irrigated agriculture. *Agricultural Water Management*, Amsterdam, v. 13, p. 25-32, 1988.

SANDHOLT, I.; RASMUSSEN, K.; ANDERSEN, J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*. v. 79, p. 213-224, 2002.

CARLSON, T. An overview of the "Triangle Method" for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery. *Sensors* v.7, p. 1612–1629, 2007.

CARLSON, T.N. An overview of the "triangle method" for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery . *Sensors*, v.7, n8. p 1612– 1629. 2007.

JAMES, Gareth et al. *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R*. 7. ed. rev. Springer Science+Business Media New York 2013: Springer, 2017. 426 p. v. 1. DOI 10.1007/978-1-4614-7138-7. Disponível em: <http://faculty.marshall.usc.edu/gareth-james/ISL/>. Acesso em: 12 maio 2020.

KOPPEN, W.; GEIGER, R. *Klimate der Erde*. Gotha: Verlag Justus Perthes . Wall-map 150cmx200cm, 1928.

USDA. United States Department of Agriculture. *Textural Soil Classification* . Washington, DC, 1987.

WILLMOTT, C.J.; ACKLESON, S.G.; DAVIS, J.J. Statistics for the evaluation and comparison of models . *Journal of Geography Research*. v. 90, n. 5, p. 8995-9005, 1985.

[Stephanie Glen](#). "Coefficient of Determination (R Squared): Definition, Calculation" From [StatisticsHowTo.com](#): Elementary Statistics for the rest of us! <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/coefficient-of-determination-r-squared/>

MUKAKA, Mavuto M. A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. *Malawi medical journal*, v. 24, n. 3, p. 69-71, 2012.