

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Fenomena El Nino biasanya terjadi setiap dua hingga tujuh tahun dan ditandai oleh suhu permukaan laut yang lebih hangat dari rata-rata di sekitar khatulistiwa di Samudra Pasifik Tengah dan Timur, peristiwa ini dapat dirasakan secara global (NOAA , 2023). pemanasan suhu permukaan laut meningkatkan potensi pertumbuhan awan di Samudera Pasifik sehingga mengurangi curah hujan di Indonesia. Dengan demikian, El Nino juga bisa mengakibatkan kondisi kekeringan secara umum di Indonesia. Kondisi ini terbentuk setelah angin pasat yang bertiup dari timur ke barat di sepanjang Pasifik khatulistiwa menjadi lambat atau berbalik arah seiring dengan perubahan tekanan udara.

El Nino memberikan beberapa dampak yang signifikan di Indonesia. Di antaranya kekeringan dan gagal panen. Faktor penyebabnya adalah udara yang masuk ke wilayah Indonesia relatif kering dan membuat beberapa perubahan seperti curah hujan yang berkurang, tutupan awan yang berkurang, dan suhu yang semakin tinggi. Beberapa daerah yang akan terdampak cukup kuat salah satunya Sulawesi Selatan bahkan diprediksi memiliki curah hujan rendah dan berpotensi mengalami musim kering yang kuat (BMKG, 2023).

Berdasarkan (BPBD Sulsel, 2023) Provinsi Sulawesi Selatan (Sulsel) menetapkan tiga daerah di wilayahnya kini masuk status tanggap darurat, yaitu Kota Makassar, Kabupaten Maros, dan Kabupaten Jeneponto. Status tersebut ditetapkan menyusul kekeringan yang melanda di daerah tersebut akibat dampak fenomena El Nino. (BPBD Sulsel, 2023) mengatakan di tiga daerah tersebut, kekeringan sudah menyebabkan krisis air yang memberikan dampak besar terhadap kehidupan masyarakat. Menurut BPBD Kabupaten Maros 2023 akibat kemarau panjang sudah menyebabkan kekeringan di beberapa daerah dan membuat gagal panen. Data dari Badan Penanggulangan Bencana Daerah Kabupaten Maros, Sulawesi Selatan, 14 Kecamatan di daerahnya mengalami kekurangan air bersih akibat kemarau panjang. Akibat kemarau panjang ini 2 diantaranya kecamatan yang berada di DAS Maros sangat merasakan krisis air yaitu Bontoa dan Maros Baru.

Pemantauan kondisi kekeringan menjadi sangat penting untuk dilakukan, misalnya dengan menggunakan indeks kekeringan berbasis data penginderaan jauh satelit. Indeks kekeringan mendefinisikan beberapa parameter kekeringan, yaitu intensitas, durasi, keparahan, dan sebaran spasialnya. Skala waktu yang kerap digunakan adalah tahun dan bulan (Panu, U. S., 2002). Indeks berbasis satelit yang mampu menunjukkan kompleksitas geometeorologi lingkungan, dimana dalam hal ini adalah untuk memantau dan mengidentifikasi kekeringan. Indeks kekeringan digunakan untuk merepresentasikan tingkat kekeringan pada suatu wilayah. Terdapat dua metode indeks kekeringan, yaitu menggunakan data observasi dari

stasiun meteorologi dan data penginderaan jauh dari citra satelit (West et al. 2019). Metode berbasis data observasi memiliki kekurangan, salah satunya adalah distribusi spasial stasiun meteorologi yang tidak merata, sehingga tidak dapat diandalkan untuk analisis pada wilayah yang luas (Mirabbasi et al. 2013; Liang et al. 2017). Sedangkan penginderaan jauh, dapat menyediakan data series jangka panjang dengan cakupan spasial yang luas, (Han et al. 2020).

Terdapat beberapa penelitian yang menggunakan indeks kekeringan untuk menganalisis pola spasial dan temporal kekeringan pada suatu wilayah. *Normalized Difference Drought Index (NDDI)* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengidentifikasi wilayah kekeringan pertanian berdasarkan tingkat kerapatan vegetasi dan tingkat kebasahan lahan yang diwakili oleh *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* dan *Normalized Difference Water Index (NDWI)* (Trinh and Vu, 2019). *Vegetation Health Index (VHI)* merupakan gabungan antara *Vegetation Condition Index (VCI)* dengan *Temperature Condition Index (TCI)*. *Vegetation Health Index (VHI)* dapat digunakan untuk meninjau kesehatan tanaman, kekeringan, suhu, dan lain-lain (Inarossy and P, 2019). *Normalized Difference Latent Heat Index (NDLI)* sebagai proksi kebutuhan evapotranspirasi tanaman. *NDLI*, sebuah kombinasi dari saluran hijau, merah, dan *SWIR* dari spektrum elektromagnetik, telah terbukti berguna untuk deteksi kandungan air tanaman (Liou et al., 2019)

1.2 Tujuan dan Kegunaan

Tujuan dari penelitian ini sebagai berikut :

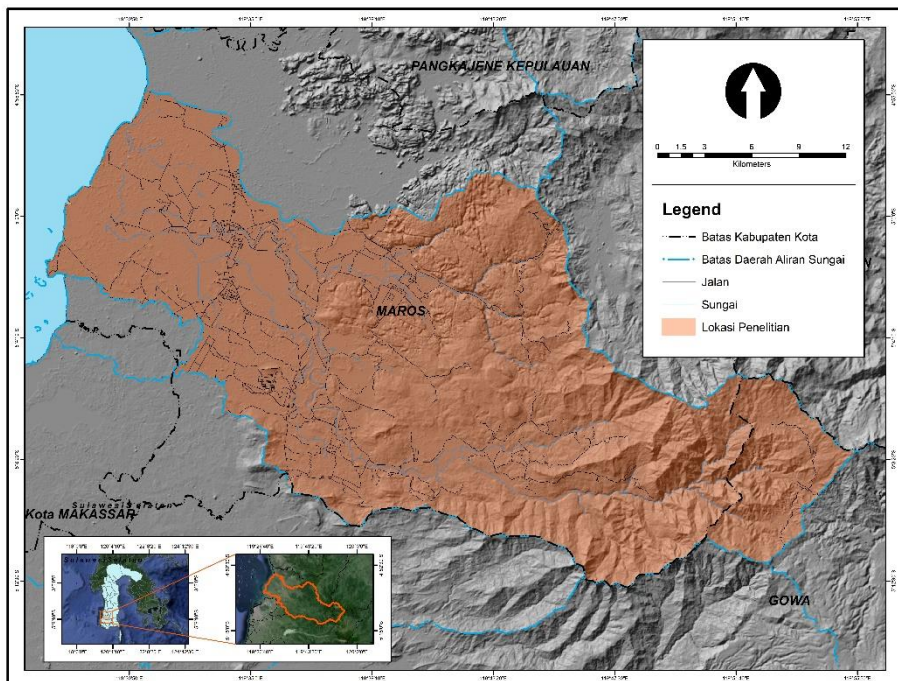
1. Menganalisis karakteristik spasial dan temporal pada periode JJA indeks kekeringan *Normalized Difference Drought Index (NDDI)*, *Vegetation Conditional Index (VCI)*, *Temperature Conditional Index (TCI)*, *Vegetation Health Index (VHI)* dan *Normalized Difference Latent Index (NDLI)* selama 2014 - 2023.
2. Menganalisis hubungan indeks kekeringan *Normalized Difference Drought Index (NDDI)*, *Vegetation Conditional Index (VCI)*, *Temperature Conditional Index (TCI)*, *Vegetation Health Index (VHI)* dan *Normalized Difference Latent Index (NDLI)* dengan intensitas curah hujan wilayah menggunakan metode Isohyet dan Polygon Thiessen.

Kegunaan dari penelitian ini adalah sebagai informasi dan acuan dasar untuk mengetahui tingkat kekeringan wilayah Das Maros melalui teknologi penginderaan jauh sehingga dapat diambil tindakan untuk menghindari atau mengurangi dampak dari kekeringan serta sebagai pertimbangan dalam penggunaan metode yang lebih cocok digunakan untuk mengidentifikasi tingkat kekeringan wilayah.

BAB II METODE PENELITIAN

2.1 Waktu dan Tempat

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan April 2024 hingga Agustus 2024. Pengambilan data lapangan di DAS Maros yang secara administrasi berada pada Kabupaten Maros dan Kabupaten Gowa, sedangkan analisis data dilakukan di Laboratorium Pengelolaan Daerah Aliran Sungai Fakultas Kehutanan, Universitas Hasanuddin, Makassar. Peta lokasi penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Lokasi areal penelitian DAS Maros

2.2 Alat dan Bahan

Adapun alat yang digunakan saat penelitian adalah dapat dilihat pada tabel 1 sebagai berikut: **Tabel 1.** Alat yang digunakan dalam proses penelitian

No	Alat	Jenis/Tipe	Kegunaan
1	Google Earth Engine	Cloud n computing	Menganalisis spasial dan pemodelan
2	ArcGIS 10.4	Perangkat lunak GIS	Menganalisis spasial dan layout

No	Alat	Jenis/Tipe	Kegunaan
3	SPSS	Perangkat lunak statistik	Uji hubungan curah hujan terhadap indeks kekeringan
4	Ms. Office 2019	Perangkat lunak statistik	Menganalisis data curah hujan dan tren perubahan indeks
5	Offline Maps		Pengambilan data di lapangan
6	Laptop		Mengelola data
7	Kamera		Dokumentasi selama penelitian

Adapun bahan yang digunakan saat penelitian dapat dilihat pada tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Bahan yang digunakan dalam proses penelitian

No	Bahan	Tipe/Skala dan Tahun	Sumber
1	Landsat 8 Level 2, Collection 2, Tier 1	30m dan 2014-2023	Cloud Server Google Earth Engine
2	Data curah hujan	Resolusi 0,5° x 0,5° dan 2014-2023	Global Weather dan MERRA NASA- II
3	Peta Batas Daerah Aliran Sungai	1 : 50.000	Direktorat jenderal pengendalian das dan hutan lindung tahun 2018
4	Batas administrasi kabupaten dan kota	1 : 50.000	DEMNAS Inageoportal

2.3 Prosedur Penelitian

Pada penelitian ini membagi langkah-langkah yang akan dijalankan melalui tiga tahapan yaitu:

1. Persiapan dan pengumpulan data

Sebelum turun lapangan ada beberapa data yang harus disiapkan. Data yang disiapkan seperti citra satelit untuk menghasilkan indeks kekeringan. Indeks kekeringan berfungsi untuk mendeteksi dan mengevaluasi sebaran spasial yang menunjukkan kekeringan. Pembuatan kuisioner untuk validasi seberapa akurat hasil indeks kekeringan, karena penelitian ini bersifat kuantitatif maka pertanyaan yang disiapkan hanya berfokus pada hasil indeks kekeringan yang didapatkan. Rujukan pembuatan kuisioner mengacu pada klasifikasi intensitas kekeringan sosial ekonomi BNPB tahun 2016 yang didapat dilihat pada lampiran 2

2. Pengambilan data lapangan

Hasil dari indeks kekeringan memiliki beberapa kelas tingkat kekeringan, setiap kelas tingkat kekeringan menjadi acuan pengamatan langsung di lapangan. Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah *Propotionate Stratified Random Sampling* karena sangat sesuai untuk penelitian ini, karena penelitian ini menggunakan lima indeks kekeringan maka penentuan jumlah titik validasi di lapangan memakai luasan kecamatan pada daerah lokasi penelitian agar penyebaran titik sampel bisa merata dan seluruh sebaran titik sampel diambil dengan mempertimbangkan askebilitas berupa akses jalan agar memudahkan di lapangan.

3. Pengolahan data

Setelah mengambil data primer berupa hasil wawancara kemudian dibandingkan untuk mengetahui benar atau tidaknya dengan hasil setiap indeks kekeringan. Hasil dari validasi kemudian dilihat mana indeks yang paling sesuai dengan kondisi aktual di lapangan. Setelah mendapatkan hasil dari indeks kekeringan kemudian menganalisis karakteristik *temporal*, sebaran *spasial* dan hubungan curah hujan terhadap indeks kekeringan.

3.4 Analisis Data

3.4.1 Analisis Karakteristik Spasial Dan Temporal Indeks Kekeringan

Cloud and masking

Cloud and masking dilakukan untuk menghilangkan tutupan awan pada citra sebelum dilakukan proses klasifikasi sehingga mendapatkan citra yang bebas awan. *Cloud masking* dilakukan menerapkan reduce median untuk mendapatkan citra dengan tutupan awan yang sedikit (Rizaldi *et al.*, 2022)

Perhitungan NDDI

NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) dikembangkan oleh (Rousse., dkk.1973) untuk mengestimasi jumlah biomassa. NDVI dapat digunakan untuk menghitung kerapatan vegetasi dengan mengukur perbedaan antara panjang gelombang inframerah-dekat (yang dipantulkan oleh vegetasi) dan cahaya merah (yang diserap oleh vegetasi) (Faizal *et al.*, 2023). Berikut tampilan rumus indeks NDVI pada persamaan 1.

$$NDVI = \frac{Nir - Red}{Nir + Red} \quad (1)$$

Keterangan :

Nir : Band *Near Infrared* (Band 5)

Red : Band *Red* (Band 4)

Normalized Deffrence Water Indeks (NDWI) indeks digunakan untuk menganalisis kelembaban suatu lahan pertanian berdasarkan data pada *band short wave infrared* (SWIR) dan *band near infrared* (NIR) (Hazaymeh and K. Hassan, 2016). Berikut tampilan rumus indeks NDWI pada persamaan 2.

$$NDWI = \frac{Nir - Swir}{Nir + Swir} \quad (2)$$

Keterangan :

Nir : Band *Near Infrared* (Band 5)

Swir : Band *Short Wave Infrared* (Band 6)

Normalized Difference Drought Index (NDDI) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengidentifikasi wilayah kekeringan pertanian berdasarkan tingkat kerapatan vegetasi dan tingkat kebasahan lahan yang diwakili oleh *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) dan *Normalized Difference Water Index* (NDWI) (Trinh and Vu, 2019). (Gao, 1996) menyatakan NDWI merupakan indeks turunan

satelit dari kanal near infrared (NIR) dan Short Wave Infrared (SWIR). Reflektansi SWIR mencerminkan perubahan pada kadar air vegetasi dan struktur mesofil seperti spons pada kanopi vegetasi, sedangkan reflektansi NIR dipengaruhi oleh struktur internal daun dan kandungan bahan kering daun tetapi tidak oleh kadar air. Kombinasi NIR dan SWIR menghilangkan variasi yang disebabkan oleh struktur internal daun dan kandungan bahan kering daun, meningkatkan akurasi dalam mengambil kandungan air vegetasi (Ceccato et al, 2001). Berikut tampilan rumus indeks NDDI pada persamaan 3 dan gambar 2.

$$NDDI = \frac{NDVI - NDWI}{NDVI + NDWI} \quad (3)$$

Keterangan :

NDVI : Kerapatan vegetasi

NDDI : Tingkat Kelembaban Suatu Lahan

```

33 //Perhitungan Indeks NDDI
34 var CalNDVI = function(image){
35   var ndvi = image.expression(
36     '((NIR - RED)/(NIR + RED))',{ 'NIR' : image.select('SR_B5'), 'RED' : image.select('SR_B4')},
37   ).rename('NDVI');
38   return image.addBands(ndvi);
39 };
40 var CalNDWI = function(image){
41   var ndwi = image.expression(
42     '((NIR - SWIR)/(NIR + SWIR))',{ 'NIR' : image.select('SR_B5'), 'SWIR' : image.select('SR_B6')},
43   ).rename('NDWI');
44   return image.addBands(ndwi);
45 };
46 var CalNDDI = function(image){
47   var nddi = image.expression(
48     '(NDVI - NDWI)/(NDVI + NDWI)',{ 'NDVI' : image.select('NDVI'), 'NDWI' : image.select('NDWI')},
49   ).rename('NDDI');
50   return image.addBands(nddi);
51 };

```

Gambar 2. Tampilan script Indeks NDDI di Google Earth Engine

Berikut klasifikasi kekeringan menggunakan indeks NDDI pada tabel 3.

Tabel 3. Modifikasi Klasifikasi Tingkat Kekeringan Berdasarkan Indeks NDDI (Gu et al., 2007).

No	Nilai NDDI	Klasifikasi Kekeringan
1	< 0.01	Normal
2	$0.01 \leq NDDI < 0.15$	Ringan
3	$0.15 \leq NDDI < 0.25$	Sedang

No	Nilai NDDI	Klasifikasi Kekeringan
4	$0.25 \leq \text{NDDI} < 1$	Berat
5	$\text{NDDI} \geq 1$	Sangat Berat

Perhitungan TCI

LST adalah parameter kunci untuk mengukur kenaikan suhu permukaan pada suatu daerah tertentu. LST dapat ditentukan dari citra satelit yang memiliki band termal dengan berbagai metode tergantung pada jumlah band yang digunakan. Berikut tampilan rumus indeks LST pada persamaan 4 dan 5.

Temperature brightness (Tb)

$$Tb = \frac{K2}{\ln \left(\frac{K1}{L\lambda} + 1 \right)} - 273.15 \quad (4)$$

Keterangan :

Tb : Temperature brightness (°C)

K2/K1 : Konstanta Kalibrasi

$L\lambda$: Nilai spektral radiansi (W/m² ster μm)

Suhu Permukaan

$$LST = \frac{Tb}{1 + \left(w \frac{Tb}{p} \ln e \right)} \quad (5)$$

Keterangan :

Tb : Temperature brightness (°C)

w : Wavelength of emitted radiance (11.5 μm)

e : Emisivitas

p : $(1,438 \cdot 10^{-2} \text{ mK})$

h : Konstanta Planek $(6.628 \cdot 10^{-34} \text{ Js})$

TCI adalah indeks numerik, yang berubah dari 0 hingga 100 karakterisasi perubahan kondisi vegetasi dari yang sangat buruk (0) menjadi sangat baik (100). TCI sangat berguna untuk deteksi awal kekeringan, menilai cangkupan daerah kekeringan, durasi, dan intensitas, serta untuk memantau dampak kekeringan di vegetasi dan tanaman pertanian (Inarossy and P, 2019). Berikut tampilan rumus indeks TCI pada persamaan 6 dan gambar 3.

$$TCI = \frac{(LST_{max} - LST_n)}{(LST_{max} - LST_{min})} \cdot 100 \quad (6)$$

Keterangan :

LST_{max} : Suhu Permukaan *Maximum*

LST_n : Nilai LST Tiap bulan ke-n

LST_{min} : Suhu Permukaan *Minimum*

```

21 // Indeks TCI
22 var addbandLST = function(image){
23   var ndvi = image.expression('((NIR - RED)/(NIR + RED))',{ 'NIR' : image.select('SR_B5'), 'RED' : image.select('SR_B4'), }).rename('NDVI')
24   var min = ee.Number(ndvi.select('NDVI').reduceRegion({reducer : ee.Reducer.min(), geometry : aoi, scale : 30, maxPixels : 1e9}).values().get(0));
25   // print('ndvi min', min);
26   var max = ee.Number(ndvi.select('NDVI').reduceRegion({reducer : ee.Reducer.max(), geometry : aoi, scale : 30, maxPixels : 1e9}).values().get(0));
27   // print('ndvi max', max);
28 }
29 (var fv = (ndvi.subtract(min).divide(max.subtract(min))).pow(ee.Number(2))).rename('FV');// print('fv', fv)// Map.addLayer(fv.clip(aoi), {}, 'fv')
30 }
31 var a = ee.Number(0.004); var b = ee.Number(0.006); var EM = fv.multiply(a).add(b).rename('EM');// Map.addLayer(EM.clip(aoi), {}, 'EM');
32 var thermal = image.select('ST_B10').multiply(0.00341002).add(140).rename('ST_B10');// Map.addLayer(thermal.clip(aoi), {}, 'thermal')
33 var LST = thermal.expression(
34   '(Tb/(1 + (0.00115 * (Tb / 1.438)*log(Ep))))*273.15', { 'Tb': thermal.select('ST_B10'), 'Ep': EM.select('EM')}).rename('LST')
35 // var LST_mean = LST.select('LST')
36 {
37   var LSTmean = ee.Number(LST.select('LST').reduceRegion({ reducer : ee.Reducer.mean(), geometry : aoi, scale : 30, maxPixels : 1e9}).values().get(0));
38   var LSTmax = ee.Number(LST.select('LST').reduceRegion({reducer : ee.Reducer.max(), geometry : aoi, scale : 30, maxPixels : 1e9}).values().get(0));
39   var LSTmin = ee.Number(LST.select('LST').reduceRegion({reducer : ee.Reducer.min(), geometry : aoi, scale : 30, maxPixels : 1e9}).values().get(0));
40 }
41 var TCI = (LST.subtract(LSTmin).divide(LSTmax.subtract(LSTmin))).multiply(100).rename('TCI')
42 return image.addBands(LST).addBands(TCI)

```

Gambar 3. Tampilan script indeks TCI di Google Earth Engine

Berikut klasifikasi kekeringan menggunakan indeks TCI pada tabel 4.

Tabel 4. Klasifikasi Tingkat Kekeringan Berdasarkan Indeks TCI

No	Niali TCI	Klasifikasi Kekeringan
1	TCI < 10	Sangat Berat

No	Niali TCI	Klasifikasi Kekeringan
2	$10 < TCI \leq 20$	Berat
3	$20 < TCI \leq 30$	Sedang
4	$30 < TCI \leq 40$	Ringan
5	$TCI > 40$	Normal

Perhitungan VCI

Indeks vegetasi (VI) adalah salah satu parameter yang paling sering digunakan, termasuk indeks vegetasi perbedaan yang dinormalisasi (NDVI) dan indeks vegetasi yang disempurnakan (EVI). Secara umum, NDVI cenderung kehilangan sensitivitas pada kanopi yang lebat karena adanya kejenuhan, sedangkan EVI memiliki rentang dinamis yang lebih besar dibandingkan NDVI dan lebih tahan terhadap efek latar belakang atmosfer dan tanah (Wang *et al.*, 2017). Berikut tampilan rumus indeks EVI pada persamaan 7..

$$EVI = 2,5 \cdot \frac{Nir - Red}{Nir + 6 \cdot Red - 7,5 \cdot Blue + 1} \quad (7)$$

Keterangan :

Nir : Near InfraRed (Band 5)

Red : Red (Band 4)

Blue : Blue (Band 2)

VCI berada pada interval 0 hingga 100. Semakin rendah nilai VCI menandakan vegetasi berada pada kondisi tidak sehat dan kondisi cuaca pada lahan tersebut cenderung kering dan panas, sedangkan semakin tinggi nilai VCI menandakan vegetasi berada pada kondisi sehat dan kondisi cuaca pada lahan tersebut optimal untuk pertumbuhan tanaman (Inarossy and P, 2019). Berikut tampilan rumus indeks VCI pada persamaan 8 dan gambar 4.

$$VCI = \frac{(EVI_{In} - EVI_{min})}{(EVI_{max} - EVI_{min})} \cdot 100 \quad (8)$$

Keterangan :

EVI_{max} : Enhance Vegetation Index *Maximum*

EVI_{In} : Enhance Vegetation Index Tiap bulan ke-n

EVI_{min} : Enhance Vegetation Index *Minimum*

```

20 // Indeks VCI
21 var addbandVCI = function(image){
22   var evi = image.expression(
23     '( 2.5 * (NIR - RED) / ( 1 + NIR + (6 * RED) - (7.5 * BLUE) ) )', {
24     i 27   }.rename('EVI')
25   }
26   {
27     var min = ee.Number(evi.reduceRegion({
28     i 29   }.values().get(0));
29     // print('ndvi min', min);
30     var max = ee.Number(evi.reduceRegion({
31     i 32   }.values().get(0));
32     // print('ndvi max', max);
33   }
34   var VCI = (evi.subtract(min).divide(max.subtract(min))).multiply(100).rename('VCI')
35   return image.addBands(evi).addBands(VCI)
36 }

```

Gambar 4. Tampilan script Indeks VCI di Google Earth Engine

Berikut klasifikasi kekeringan menggunakan indeks VCI pada tabel 5.

Tabel 5. Klasifikasi Tingkat Kekeringan Berdasarkan Indeks VCI

No	Niali VCI	Klasifikasi Kekeringan
1	VCI < 10	Sangat Berat
2	10 < VCI ≤ 20	Berat
3	20 < VCI ≤ 30	Sedang
4	30 < VCI ≤ 40	Ringan
5	VHI > 40	Normal

Perhitungan VHI

Indeks Vegetation Health Index (VHI merupakan indeks kekeringan pertanian berbasis penginderaan jauh yang menggambarkan tingkat stress tanaman akibat kekeringan. Indeks Vegetation Health Index (VHI diperoleh dari indeks TCI (Temperature Conditional Index) dan VCI (Vegetation Conditional Index) dimana VCI berkaitan dengan fluktuasi EVI terhadap cuaca jangka pendek dari perubahan ekosistem jangka panjang (Kogan FN, 1995). Vegetation Health Index (VHI)

merupakan gabungan antara Vegetation Condition Index dengan Temperature Condition Index. VHI dapat digunakan untuk meninjau kesehatan tanaman, kekeringan, suhu, dan lain-lain (Inarossy and P, 2019). Berikut tampilan rumus indeks VHI pada persamaan 9 dan gambar 5.

$$VHI = (TCI + VCI) \cdot 0,5 \quad (9)$$

Keterangan :

TCI : Temperature Condition Index

VCI : Vegetation Condition Index

```
618  /// Indeks VHI
619
620  var VHI = (TCI.select('TCI').add(VCI.select('VCI'))).multiply(0.5).rename('VHI_****')
621
```

Gambar 5. Tampilan script Indeks VHI di Google Earth Engine

Berikut klasifikasi kekeringan menggunakan indeks VHI pada tabel 6.

Tabel 6. Klasifikasi Tingkat Kekeringan Berdasarkan Indeks VHI

No	Niali VHI	Klasifikasi Kekeringan
1	VHI < 10	Sangat Berat
2	10 < VHI ≤ 20	Berat
3	20 < VHI ≤ 30	Sedang
4	30 < VHI ≤ 40	Ringan
5	VHI > 40	Normal

Perhitungan NDLI

Normalized Difference Latent Heat Index (NDLI) sebagai proksi kebutuhan evapotranspirasi tanaman. *NDLI*, sebuah kombinasi dari saluran hijau, merah, dan *SWIR* dari spektrum elektromagnetik, telah terbukti berguna untuk deteksi kandungan air tanaman (Liou et al., 2019). GREEN, RED dan *SWIR* memiliki karakteristik spektral reflektansi khusus dalam menanggapi fitur air, dimana GREEN menunjukkan air jernih atau menunjukkan kandungan klorofil dalam air. Panjang gelombang RED memiliki karakteristik spektral reflektansi khusus untuk vegetasi,

karena penyerapan pigmen yang kuat pada tanaman sehat. Sedangkan panjang gelombang Short Wavelength Infrared (SWIR) memiliki spektral reflektansi terhadap kandungan air di tanaman dan tanah (Liou et al., 2019). Berikut tampilan rumus indeks NDLI pada persamaan 10 dan gambar 6.

$$NDLI = \frac{(Green - Red)}{(Green + Red + Swir)} \quad (10)$$

Keterangan :

Green : (Green) Band 3

Red : (Red) Band 4

Swir : (SWIR 1) Band 6

```

20 // Indeks NDLI
21 var CalNDLI = function(image){
22   var ndli = image.expression(
23     '(((GREEN - RED)/(GREEN + RED + SWIR))*10',{ 'GREEN' : image.select('SR_B3'),'RED' : image.select('SR_B4'),
24     'SWIR' : image.select('SR_B6')
25   })
26   ).rename('NDLI').copyProperties(image,['system : time_start']);
27   return image.addBands(ndli);
28 };

```

Gambar 6. Tampilan script Indeks NDLI di Google Earth Engine

Berikut klasifikasi kekeringan menggunakan indeks NDLI pada tabel 7.

Tabel 7. Klasifikasi Tingkat Kekeringan Berdasarkan Indeks NDLI

No	Nilai NDLI	Klasifikasi Kekeringan
1	NDLI < -1	Sangat Berat
2	-1 < NDLI ≤ 0	Berat
3	0 < NDLI ≤ 0.15	Sedang
4	0.15 < NDLI ≤ 0.33	Ringan
5	NDLI > 0.33	Normal

3.4.2 Analisis Tren Spasio-Temporal

Analisis tren *spasio-temporal* sangat berguna dengan melihat pola dalam kurun waktu tertentu. Dengan melihat tren, bisa mengambil keputusan apakah masa mendatang akan semakin naik atau sebaliknya. Dalam penelitian hasil perekaman citra satelit selama 10 tahun terakhir diolah menjadi indeks kekeringan yang hasil dari indeks tersebut diambil rata-rata nilai pixel. Rata-rata dari indeks tersebut yang

diliat trennya selama 10 tahun terakhir. Berikut tampilan rumus analisis tren spasio-temporal pada gambar 7.

```

243 // Anomali Time Series 10 Tahun Terakhir
244 |
245 //set start and end year
246 var startyear = 2014;
247 var endyear = 2023;
248 // data objek
249 var startdate = ee.Date.fromYMD(startyear,1,1);
250 var enddate = ee.Date.fromYMD(endyear +1,1,1);
251 // list years
252 var years = ee.List.sequence(startyear, endyear);
253 // list months
254 var months = ee.List.sequence(1, 12);
255 var annualIndvi = ee.ImageCollection.fromImages(
256 *   years.map(function (year) {
265 *   print('annual',annualIndvi)
266 *   var chart = Chart.image.series({
271 *   xProperty : 'system:time_start'}).setOptions({
276 *   print(chart);
277 var monthlyvhi = ee.ImageCollection.fromImages(
278 *   years.map(function (y){
288 *   });
289 print('monthly',monthlyvhi);
290 *   var chart = Chart.image.series({
295 *   xProperty : 'system:time_start'}).setOptions({
296 *   title: 'Monthly Time Series Chart',
297 *   vAxis :{title: 'value'},
298 *   hAxis :{title: 'year'}
299 *   });
300 print(chart);

```

Gambar 7. Tampilan script tren spasio-temporal di Google Earth Engine

3.4.3 Analisis Hubungan Indeks Kekeringan Dengan Intensitas Curah Hujan

Perhitungan Curah Hujan Wilayah

Agar mewakili hujan rata-rata dalam satu wilayah maka perlu dipertimbangkan terkait distribusi hujan karena setiap lokasi pengambilan pengukuran dalam waktu yang sama memiliki intensitas yang berbeda. Metode isohyet digunakan ketika keadaan topografi berbukit. Analisis isohyet dibuat dengan menggunakan *tools IDW* pada ArcGIS. *Tools IDW* membuat garis hubung yang mempertemukan titik-titik kedalaman hujan yang sama. Metode Polygon Thiessen memperhitungkan bobot dari masing-masing stasiun yang mewakili luasan di sekitarnya. Analisis Polygon Thiessen dibuat menggunakan *tools Create Thiessen Polygons* pada ArcGIS. *Tools Create Thiessen Polygons* akan mengkonversikan titik yang dimasukkan menjadi output kelas Thiessen Proximal Polygons. Sehingga secara sederhana untuk menciptakan poligon dari area yang terdekat dengan masing-masing fitur untuk satu set fitur input. Analisis Polygon Thiessen digunakan untuk membuat poligon yang menunjukkan area terdekat dari masing-masing fitur yang diinputkan.

Hubungan Indeks Kekeringan Dengan Intensitas Curah Hujan

Analisis regresi linear sederhana adalah hubungan secara linear antara satu variabel independen (X) dengan variabel dependen (Y). Analisis ini untuk mengetahui arah hubungan antara variabel independen dengan variabel dependen apakah positif atau negatif dan untuk memprediksi nilai dari variabel dependen apabila nilai variabel independen mengalami kenaikan atau penurunan. Data yang digunakan biasanya berskala interval atau rasio. Berikut tampilan rumus dapat dilihat pada persamaan 11, 12, dan 13.

$$Y' = a + bX \quad (11)$$

Keterangan :

Y' : Variabel Tetap (Indeks Kekeringan)

X : Variabel Bebas (Curah Hujan)

a : Konstanta (nilai Y' apabila $X = 0$)

b : Koefisien regresi (nilai peningkatan ataupun penurunan)

Nilai a dan b dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$a = \frac{(\sum y)(\sum x^2) - (\sum x)(\sum xy)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (12)$$

$$b = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2} \quad (13)$$

3.5 Validasi Data

Untuk validasi lapangan, metode yang digunakan adalah metode wawancara ke masyarakat setempat. Penentuan titik lokasi validasi menggunakan metode *Propotionate Stratifed Random Sampling* yaitu dengan memilih titik sampel berdasarkan kelas masing-masing indeks. Pertanyaan kuisioner diambil

berdasarkan klasifikasi kekeringan sosial ekonomi BNPB. Tampilan kuisioner dapat dilihat pada lampiran 2.

Berikut tampilan klasifikasi kekeringan sosial ekonomi BNPB pada tabel 8.

Tabel 8. Intensitas kekeringan sosial ekonomi (BNPB, 2016)

No	Kategori	Ketersediaan Air (liter/orang/hari)	Pemenuhan Kebutuhan
1	Kering (langka terbatas)	>30 - <60	Minum, masak, cuci alat makan/masak, mandi terbatas
2	Sangat kering (langka)	>10 - <30	Minum, masak, cuci alat makan/masak
3	Amat sangat kering (kritis)	<10	Minum, masak

Untuk menguji tingkat keakuratan hasil analisis dengan hasil validasi lapangan, maka dilakukan uji akurasi. Perhitungan uji akurasi dilakukan melalui metode confusion matrix (matriks kesalahan). Confusion matrix merupakan matriks yang dibuat untuk menentukan nilai akurasi dari perhitungan producer's accuracy, user's accuracy, overall accuracy, dan kappa accuracy. Menurut Sugiyono (2012), ukuran sampel yang layak dalam penelitian adalah 30 sampai 500 titik. Pengujian akurasi pada penelitian ini dilakukan menggunakan metode Overall Accuracy. Tingkat keakuratan hasil pengujian yang dapat diterima yaitu 85%. Berikut persamaan yang digunakan pada Overall accuracy.

$$OA = \frac{X}{N} \cdot 100\% \quad (14)$$

Keterangan :

X : Jumlah nilai diagonal matriks

N : Jumlah sampel matriks

Tabel 9. Confusion Matriks

		Data Acuan (Pengecekan Lapangan)			Total Kolom
		A	B	C	
Data Hasil Analisis	A'	Xn			$\sum Xn$
	B'				
	C'				
Total Baris		$\sum Xn$			N

Keterangan

A, B, C : Data acuan

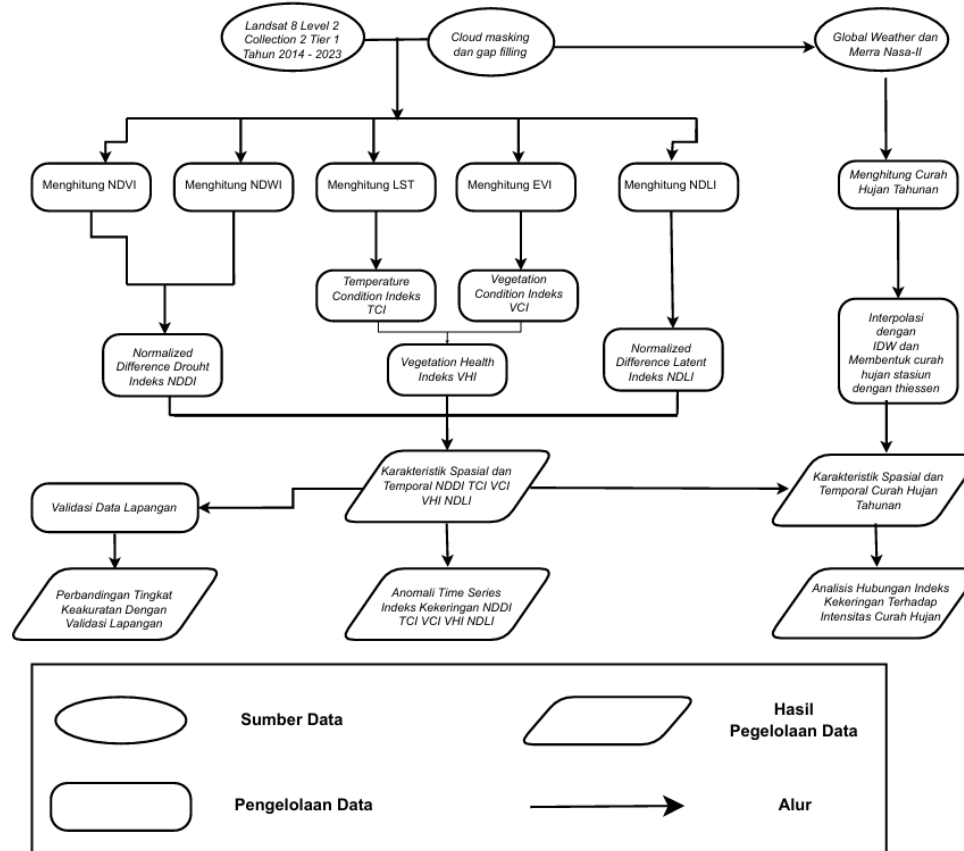
A', B', C' : Data hasil klasifikasi

Xn : Data yang diuji

 $\sum Xn$: Jumlah masing masin data acuan

N : Total data yang diuji

3.6 Alur Penelitian



Gambar 8. Alur Penelitian