



# Optimalisasi model prediksi kesesuaian lahan kelapa sawit menggunakan algoritme pohon keputusan spasial

## Optimization for prediction model of palm oil land suitability using spatial decision tree algorithm

Andi Nurkholis<sup>1\*)</sup>, Imas Sukaesih Sitanggang<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>Jurusan Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia  
Jl. ZA. Pagar Alam No.9 -11, Labuhan Ratu, Bandar Lampung, Indonesia 35132

<sup>2)</sup>Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor  
Jl. Meranti, Wing 20 Level V, Darmaga, Bogor, Indonesia 16680

**Cara sitasi:** A. Nurkholis and I. S. Sitanggang, "Optimalisasi model prediksi kesesuaian lahan kelapa sawit menggunakan algoritme pohon keputusan spasial," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 8, no. 3, pp. 192-200, 2020. doi: [10.14710/jtsiskom.2020.13657](https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13657), [Online].

**Abstract** - Land suitability evaluation has a vital role in land use planning aimed to increase food production effectiveness. Palm oil is a leading and strategic commodity for Indonesian people, which is predicted consumption will exceed production in the future. This study aims to evaluate palm oil land suitability using a spatial decision tree algorithm that is conventional decision tree modification for spatial data classification with adding spatial join relation. The spatial dataset consists of eight explanatory layers (soil nature and characteristics), and a target layer (palm oil land suitability) in Bogor District, Indonesia. This study produced three models, where the best model was obtained based on optimizing accuracy (98.18 %) and modeling time (1.291 seconds). The best model has 23 rules, soil texture as the root node, two variables (drainage and cation exchange capacity) are uninvolved, with land suitability visualization obtains percentage S2 (29.94 %), S3 (53.16 %), N (16.57 %), and water body (0.33 %).

**Keywords** – land suitability; palm oil; spatial decision tree; spatial join relation

**Abstrak** - Evaluasi kesesuaian lahan memiliki peran penting dalam perencanaan penggunaan lahan yang bertujuan meningkatkan efektifitas produksi pangan. Komoditas kelapa sawit merupakan komoditas unggulan dan strategis bagi masyarakat Indonesia yang di masa depan diprediksi jumlah konsumsinya akan melebihi jumlah produksi. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kesesuaian lahan kelapa sawit menggunakan algoritme pohon keputusan spasial yang merupakan modifikasi algoritme pohon keputusan konvensional untuk klasifikasi data spasial dengan penambahan berupa spatial join relation. Dataset spasial terdiri dari lapis penjelas (sifat dan

karakteristik tanah) dan lapis target (kesesuaian lahan kelapa sawit) pada wilayah studi Kabupaten Bogor, Indonesia. Penelitian ini menghasilkan tiga model, dimana model terbaik diperoleh berdasarkan hasil optimalisasi akurasi (98,18 %) dan waktu pembuatan model (1,291 detik). Pohon keputusan terbaik memiliki 23 aturan, tekstur tanah sebagai node akar, dua variabel (drainase dan kapasitas tukar kation) tidak terlibat, dan pemetaan kesesuaian lahan memperoleh persentase S2 (29,94 %), S3 (53,16 %), N (16,57 %), dan tubuh air (0,33 %).

**Kata kunci** – kelapa sawit; kesesuaian lahan; pohon keputusan spasial; spatial join relation

### I. PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis guinensis* Jacq.) merupakan salah satu komoditas hasil perkebunan dengan peran penting dalam kegiatan perekonomian di Indonesia sebagai penghasil minyak nabati yang banyak dibutuhkan oleh sektor industri [1]. Pemanfaatan minyak kelapa sawit telah meluas ke berbagai kegunaan, di antaranya minyak masak, minyak industri, dan bahan bakar/biodiesel. Hal tersebut disebabkan oleh sifatnya yang tahan oksidasi bertekanan tinggi, dapat melarutkan bahan kimia yang tidak larut oleh bahan pelarut lainnya, dan daya melapis yang tinggi [2].

Berdasarkan data BPS tahun 2018, Indonesia merupakan negara penghasil produk kelapa sawit terbesar di dunia. Minyak kelapa sawit Indonesia sebagian besar diekspor ke mancanegara dan sisanya dipasarkan di dalam negeri [2]. Namun, hal tersebut diprediksi akan mengalami perubahan seiring dengan diterapkannya program biodiesel B30 mulai tahun 2020 dengan mengacu berdasarkan Keputusan Menteri ESDM Republik Indonesia (RI) No. 199K/20/MEM/2019. Program B30 merupakan bahan bakar cair yang mempunyai sifat menyerupai diesel, yang campurannya terdiri atas 30 persen minyak kelapa sawit dan 70% solar

<sup>\*)</sup> Penulis korespondensi (Andi Nurkholis)  
Email: [andinh@teknokrat.ac.id](mailto:andinh@teknokrat.ac.id)

dengan kelebihan hasil pembakarannya lebih bersih dibandingkan dengan diesel [3].

Laporan akhir mengenai strategi pasar kelapa sawit oleh Kementerian Perdagangan RI pada tahun 2015 menyatakan bahwa di masa depan jumlah konsumsi minyak kelapa sawit dunia akan [lebih tinggi dibandingkan jumlah produksinya [4]. Berkaitan dengan hal tersebut, rerata produktivitas yang dapat dicapai oleh perkebunan kelapa sawit per tahunnya sangat bergantung pada masing-masing tingkat kesesuaian lahan, yaitu S1 (27.1 ton/ha), S2 (25 ton/ha), dan S3 (23 ton/ha) [5]. Permasalahan lain yang kerap dialami oleh perkebunan kelapa sawit adalah kerap dicitrakan merusak sumberdaya alam dan lingkungan hidup sehingga dibutuhkan pemrioritasan berupa pemetaan kesesuaian lahan perkebunan kelapa sawit agar tetap berkembang.

Sebagai tindak lanjut dari permasalahan tersebut, dibutuhkan strategi peningkatan keefektifan dalam produksi dengan memanfaatkan kemajuan teknologi, yaitu pemodelan evaluasi kesesuaian lahan [6]. Dengan adanya evaluasi kesesuaian lahan, diharapkan dapat memetakan lokasi-lokasi potensial (S1, S2, dan S3) perkebunan kelapa sawit, seperti [7], demi tercapainya strategi pemerintah, yaitu komoditas kelapa sawit termasuk dalam rencana strategis Kementerian Pertanian 2015-2019 [8].

Kajian mengenai kesesuaian lahan telah banyak dilakukan. Metode dasar evaluasi yang biasa digunakan adalah metode pencocokan (*matching*) [9]. Penggunaan metode pencocokan telah dilakukan dalam analisis kesesuaian lahan untuk perkebunan kopi di kabupaten Semarang [10], pada evaluasi kesesuaian lahan bawang merah (*Allium ascalonicum L.*) [11], dan dikembangkan dengan memanfaatkan teknik *Geographical Information System* (GIS) dalam visualisasi peta kesesuaian lahannya [12].

Evaluasi kesesuaian lahan telah banyak mengalami perkembangan, terutama dengan adanya kecerdasan buatan/*Artificial Intelligence* (AI) yang dapat menyelesaikan masalah pengambilan keputusan multi-indeks sehingga analisis multi-indeks yang berbeda dapat menghasilkan hasil evaluasi yang jauh berbeda [13]. Metode inferensi fuzzy telah diterapkan dalam evaluasi kesesuaian lahan secara fisik untuk 45 tanaman budidaya [14]. Dua penelitian AI lainnya telah menerapkan metode *Rule-Based System* (RBS) pada evaluasi kesesuaian lahan karet, kakao dan kelapa sawit [15] serta metode *Promethee* dalam sistem pendukung keputusan untuk potensi budidaya kelapa sawit [16]. Namun, penelitian-penelitian kesesuaian lahan tersebut belum mempertimbangkan korelasi data spasial untuk setiap variabel/faktor padahal analisis data yang direferensikan secara geografis, yaitu kesesuaian lahan, penting untuk mempertimbangkan korelasi data spasial, yaitu di antaranya posisi, kedekatan, dan orientasi [17].

Kajian mengenai evaluasi kesesuaian lahan dengan pendekatan spasial sebelumnya telah dilakukan pada komoditas kedelai [18]. Penelitian tersebut menerapkan algoritme pohon keputusan spasial (*spatial decision*

*tree*) dalam menganalisis kesesuaian lahan kedelai secara spasial dengan memperoleh hasil akurasi yang sangat baik, yaitu 92,73 %. Algoritme yang digunakan pada penelitian tersebut diadopsi dari penelitian mengenai klasifikasi data spasial untuk memprediksi terjadinya kebakaran berdasarkan titik panas yang juga memperoleh hasil akurasi cukup baik sebesar 87 % [19].

Kinerja dari algoritme pohon keputusan spasial sebelumnya telah dilakukan perbandingan dengan algoritme klasifikasi lainnya yang memperoleh hasil yang lebih baik, yaitu 71,66 % berbanding ID3, C4.5, dan *logistic regression* secara berurutan 49,02 %, 65,24 %, dan 68,63 % [20]. Namun, hasil penelitian sebelumnya kurang maksimal untuk studi kasus penelitian berupa kesesuaian lahan. Akurasi diharapkan lebih presisi untuk mendapatkan hasil berupa pemetaan kesesuaian lahan kelapa sawit secara optimal. Penelitian ini mengkaji evaluasi kesesuaian lahan kelapa sawit untuk menghasilkan model prediksi kesesuaian lahan menggunakan pendekatan pohon keputusan spasial dan memvisualisasikan hasil aturan kesesuaian lahan pada area studi. Lebih lanjut, pada penelitian ini juga dilakukan optimalisasi pada hasil model yang mencakup peningkatan akurasi dan waktu pembuatan model.

## II. METODE PENELITIAN

Wilayah studi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Kabupaten Bogor. Kabupaten Bogor dengan Ibukota Cibinong merupakan salah satu Kabupaten di Provinsi Jawa Barat yang terdiri dari 40 kecamatan dengan total luas wilayah 299.070 hektar (ha) [21]. Hasil peta kesesuaian lahan Kabupaten Bogor oleh Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Sumberdaya Lahan Pertanian (BBSDLP) menunjukkan bahwa tanaman kelapa sawit merupakan komoditas pertanian dengan tingkat kesesuaian tertinggi dibandingkan dengan komoditas pertanian lainnya, seperti halnya padi, jagung, kedelai, cabai merah, dan rumput gajah [22]. Berdasarkan hal tersebut dapat dinyatakan bahwa Kabupaten Bogor dapat dijadikan sebagai model teladan (*role model*) dalam proses evaluasi kesesuaian lahan.

Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari sembilan variabel yang terbagi menjadi dua kategori, yaitu lapis (*layer*) penjas dan lapis target. Lapis penjas merupakan data sifat dan karakteristik tanah yang digunakan sebagai faktor penjas dalam evaluasi kesesuaian lahan kelapa sawit yang terdiri dari delapan variabel, yaitu elevasi, drainase, relief, kejenuhan basa, kapasitas tukar kation, tekstur tanah, kemasaman tanah, dan kedalaman mineral tanah. Lapis target merupakan data kesesuaian lahan kelapa sawit yang telah ada berdasarkan survei lapangan oleh BBSDLP. Data kesesuaian lahan memiliki tiga kategori, yaitu Cukup Sesuai (S2), Sesuai Marjinal (S3), dan Tidak Sesuai (N) yang sebaran luasnya pada Kabupaten Bogor secara berturut-turut adalah 137,418 ha, 71,418 ha, dan 90,234 ha [22]. Daftar variabel, keterangan, format dan sumber yang digunakan selengkapnya pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Data penelitian evaluasi kesesuaian lahan kelapa sawit

	Variabel	Deskripsi	Format	Sumber
Lapis penjas	Elevasi	Elevasi menyatakan ketinggian tanah dari permukaan laut berdasarkan <i>digital elevation model</i> (DEM)	Raster	USGS
	Drainase	Drainase merupakan pengaruh laju perlokasi air ke dalam tanah terhadap aerasi udara dalam tanah	Vektor	BBSDLP
	Relief	Relief menyatakan kemiringan lahan diukur dalam %	Vektor	BBSDLP
	Kejuhan basa	Kejuhan basa merupakan jumlah basa-basa (NH <sub>4</sub> OAc) yang ada dalam 100g contoh tanah	Vektor	BBSDLP
	Kapasitas tukar kation	Kapasitas tukar kation menyatakan kapasitas tukar kation dari fraksi liat	Vektor	BBSDLP
	Tekstur tanah	Tekstur tanah menyatakan istilah dalam distribusi partikel tanah halus dengan ukuran <2 mm	Vektor	BBSDLP
	Kemasaman tanah	Kemasaman tanah merupakan nilai pH tanah di lapangan	Vektor	BBSDLP
Lapis target	Kedalaman mineral tanah	Kedalaman tanah menyatakan dalamnya mineral pada lapisan tanah	Vektor	BBSDLP
	Kesesuaian lahan kelapa sawit	Kesesuaian lahan merupakan tingkat kecocokan suatu bidang lahan untuk penggunaan tertentu yang pada penelitian ini kelapa sawit dengan klasifikasi tiga kelas yaitu S2 (cukup sesuai), S3 (sesuai marjinal), dan N (tidak sesuai)	Vektor	BBSDLP

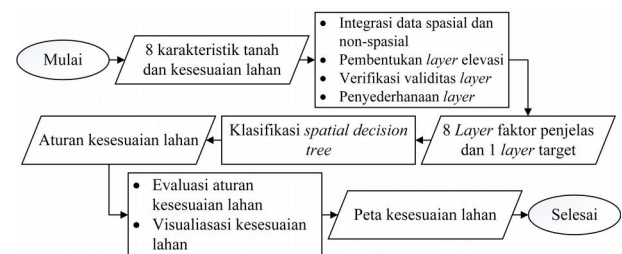
Penelitian ini dilakukan dalam empat tahapan, yaitu praproses data, klasifikasi pohon keputusan spasial, evaluasi hasil klasifikasi, dan visualisasi kesesuaian lahan. Diagram alir penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

### A. Praproses data

Tahap praproses data secara umum merupakan tahap persiapan untuk memperoleh data yang berkualitas dan berpengaruh terhadap model yang dihasilkan. Secara khusus, praproses data ini bertujuan untuk memperoleh data spasial yang dapat saling diintegrasikan sebagai kebutuhan klasifikasi pohon keputusan spasial [19]. Pada penelitian ini, praproses data yang dilakukan terbagi menjadi empat tahap.

Tahap pertama yang dilakukan adalah integrasi data spasial dan non-spasial menggunakan *Database Management System* (DBMS) PostgreSQL. Data berupa tujuh faktor penjas dan satu kesesuaian lahan kelapa sawit yang diperoleh dari BBSDLP terbagi menjadi dua data, yaitu data spasial (vektor) dalam format *shapefile* dan data non-spasial (dokumen) dalam format *spreadsheet*. Data spasial merupakan data geometri berfitur poligon, sedangkan data non-spasial mewakili atribut data yang bisa disatukan berdasarkan satuan peta tanah (SPT) yang terdapat pada kedua data tersebut. Dalam penelitian ini, data satu SPT bisa terdiri dari beberapa poligon.

Tahap kedua adalah pembentukan lapis elevasi. Tabel 1 menunjukkan bahwa data ele Gambar 3 vasi yang diperoleh dari United States Geological Survey (USGS) berformat raster, sedangkan dalam klasifikasi pohon keputusan spasial menggunakan format vektor. Pembentukan lapis elevasi dengan memanfaatkan DEM dimungkinkan karena DEM adalah representasi kuantitatif tiga dimensi dari permukaan bumi yang berasal dari data ketinggian [23]. Proses pembentukan



**Gambar 1.** Diagram alir penelitian

lapis elevasi dilakukan menggunakan aplikasi ArcMap versi 10.3.

Tahap ketiga adalah verifikasi validitas lapis. Data lapis penjas dan lapis target yang digunakan dalam penelitian ini berbentuk poligon, yang merupakan tipe data geometri dari banyak model data spasial [24]. Berdasarkan hal tersebut, maka setiap geometri pada setiap lapis perlu diverifikasi validitasnya sehingga tidak ada poligon yang berstatus *self-intersection*. Status *self-intersection* menandakan bahwa poligon tidak memenuhi ketentuan yang telah ditetapkan kesesuaian lahan oleh OpenGIS sehingga data lapis tidak dapat digunakan dalam proses relasi spasial pada klasifikasi pohon keputusan spasial [24]. Untuk setiap poligon yang bernilai tidak valid (*false*), maka perlu dilakukan penghapusan dengan memotong sebagian kecil poligon yang berstatus *self-intersection* dengan menggunakan aplikasi ArcMap versi 10.3.

Tahap akhir adalah penyederhanaan lapis yang dilakukan terhadap nama-nama lapis dan nama-nama atribut pada setiap lapis. Penyederhanaan lapis dilakukan dalam DBMS PostgreSQL dengan menggunakan *query* spasial. Hasil yang diharapkan pada tahap ini adalah keseluruhan lapis tersimpan pada

satu basis data dengan representasi berupa tabel sehingga siap digunakan dalam proses klasifikasi pohon keputusan spasial.

## B. Klasifikasi pohon keputusan spasial

Klasifikasi spasial merupakan metode yang menganalisis objek pada data spasial. Perbedaan mendasar antara pohon keputusan dan pohon keputusan spasial adalah pengikutsertaan variabel spasial suatu data, sedangkan tahapannya adalah sama [18]. Seperti halnya entropi pada pohon keputusan, penggunaan entropi pada pohon keputusan spasial adalah untuk mengukur heterogenitas (keberagaman) dari suatu kumpulan sampel data. Jika kumpulan sampel data semakin heterogen, maka nilai entropi semakin besar. Secara alur proses, yang dilakukan saat pertama adalah mengevaluasi entropi, yaitu informasi yang diperlukan untuk mengidentifikasi kelas spasial [18]. Alur klasifikasi pohon keputusan spasial selengkapnya dapat dilihat pada Gambar 2.

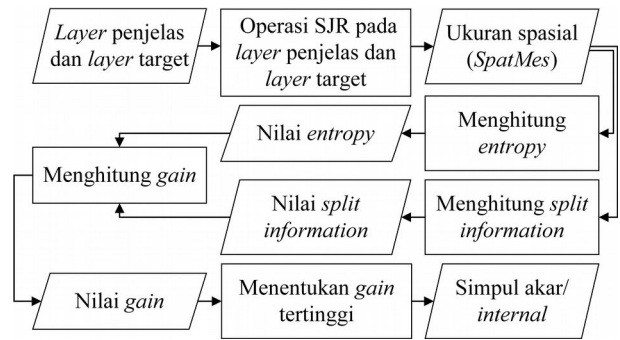
Langkah pertama dalam pembuatan model klasifikasi pohon keputusan spasial adalah melakukan operasi relasi spasial antara lapis penjelas dan lapis target, yang dalam penelitian ini berfitur poligon. Relasi spasial antara dua lapis dapat menghasilkan nilai-nilai kuantitatif berupa jarak antar titik atau luas area pada perpotongan/persimpangan (*intersection*) dua poligon [25]. Berdasarkan hal tersebut, ukuran spasial yang digunakan dalam penelitian ini adalah luas area pada perpotongan/persimpangan (*intersection*) lapis penjelas dan lapis target. Ilustrasi proses *intersection* dapat dilihat pada Gambar 3.

Misal terdapat lapis  $L_i$  (lapis penjelas) dan  $L_j$  (lapis target),  $i \neq j$ , untuk setiap fitur  $r_i$  dengan  $R = \text{SpatRel}(L_i, L_j)$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$  dan  $p$  adalah jumlah lapis pada sekumpulan  $L_i$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$  dan  $q$  adalah jumlah lapis pada  $L_j$ , yang pada penelitian ini hanya satu, ukuran spasial untuk  $r_i$  ditulis dengan  $\text{SpatMes}(r_i)$ . Kajian [18] telah menyediakan formulasi untuk menghitung ukuran spasial antar lapis poligon berdasarkan ketentuan *Spatial Join Relation* (SJR) [25].

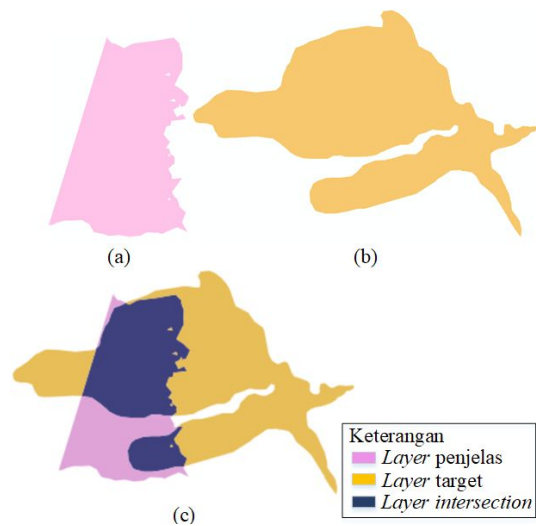
Formulasi untuk menghitung nilai ukuran spasial dinyatakan dalam Persamaan 1 [18]. Parameter  $f$  merupakan fungsi penjumlahan,  $m$  adalah jumlah poligon dalam suatu lapis penjelas, dan  $n$  adalah jumlah poligon dalam suatu lapis target. Sebuah relasi spasial antara  $L_i$  dan  $L_j$  menghasilkan sebuah lapis  $R$  baru.

$$\text{SpatMes}(r) = f(\text{SpatMes}(l_{i1} \cap l_{j1}), \dots, \text{SpatMes}(l_{i3} \cap l_{jn})) \quad (1)$$

Gabungan relasi SJR ditentukan untuk semua fitur  $p$  di  $L_i$  dan  $q$  di  $L_j$ . Formulasi untuk menghitung nilai SJR dinyatakan dalam Persamaan 2 [18]. Parameter  $r$  adalah fitur di  $R$  yang berasosiasi dengan  $p$  dan  $q$ .  $\text{SpatMes}$  digunakan untuk menghitung nilai entropi. Lapis *target*  $S$  memiliki  $l$  atribut kelas  $C$  yang berbeda ( $c_1, c_2, \dots, c_l$ ). Nilai entropi bagi  $S$  merepresentasikan informasi yang dibutuhkan untuk menentukan kelas dari keseluruhan



Gambar 2. Alur klasifikasi pohon keputusan spasial



Gambar 3. Ilustrasi (a) lapis penjelas, (b) lapis target, dan (c) proses *intersection* [18]

data. Formulasi untuk menghitung nilai entropi dinyatakan dalam Persamaan 3 [18].

$$\text{SJR} = \{(p, \text{SpatMes}(r), q)\} \quad (2)$$

$$H(S) = - \sum_{i=1}^l \frac{\text{SpatMes}(S_{ci})}{\text{SpatMes}(S)} \log_2 \frac{\text{SpatMes}(S_{ci})}{\text{SpatMes}(S)} \quad (3)$$

Langkah kedua, setelah nilai entropi atribut suatu lapis diperoleh dari suatu kumpulan sampel data, adalah menghitung nilai efektifitas (*gain*) atribut dalam mengklasifikasikan data. Nilai jumlah kelas target yang ada di suatu atribut dilambangkan dengan  $\text{SpatMes}(L(v_j, S))$ , nilai keseluruhan jumlah kelas target yang ada di suatu atribut dilambangkan dengan  $\text{SpatMes}(S)$ , dan nilai entropi atribut suatu lapis dilambangkan dengan  $H(L(v_j, S))$ . *Gain* dihitung berdasarkan *split information* yang diformulasikan pada Persamaan 4 [18].

$$H(S|L) = \sum_{j=1}^q \frac{\text{SpatMes}(L(v_j, S))}{\text{SpatMes}(S)} H(L(v_j, S)) \quad (4)$$

**Tabel 2.** Lapis-lapis yang digunakan dalam basis data

Nama lapis	Jumlah poligon	Atribut
Elevasi (mdpl)	1.209	<100, 100-600, 601-700, 701-1600, 1601-1750, 1751-2000, >2000
Drainase*	57	Cepat, agak cepat, baik, agak baik, agak terhambat, terhambat
Relief (%)	187	Datar (0), agak datar (1-3), agak landai (4-8), landai (9-15), agak cur Gambar 3 am (16-25), curam (26-40), sangat curam (>40)
Kejenuhan basa (%)	53	Sangat rendah (<20), rendah (20-35), sedang (36-60), tinggi (61-80), sangat tinggi (>80)
Kapasitas tukar kation (cmol)	65	Sangat rendah (<5), rendah (5-16), sedang (17-24), tinggi (24-40)
Tekstur tanah*	94	Sangat halus, halus, agak halus, sedang, agak kasar, kasar
Kemasaman tanah (°)	76	Masam (4.5-5.5), agak masam (5.6-6.5), netral (6.6-7.5)
Kedalaman mineral tanah (cm)	90	Sangat dangkal (<25), dangkal (25-50), sedang (51-75), dalam (76- 100), sangat dalam (>100)
Kesesuaian lahan kelapa sawit	238	S2 (cukup sesuai), S3 (sesuai marjinal), N (tidak sesuai)

\*)Syarat tumbuh tidak memiliki nilai bersifat angka, namun hanya bersifat kelas

Langkah terakhir adalah menghitung *gain* suatu variabel. Nilai entropi dilambangkan dengan  $H(s)$ , sedangkan nilai *split information* dilambangkan dengan  $H(S|L)$ . Formulasi untuk menghitung nilai *gain* dinyatakan dalam Persamaan 5 [18].

$$Gain(L) = H(S) - H(S|L) \quad (5)$$

*Gain* tertinggi dipilih sebagai simpul pertama pada pohon keputusan spasial yang dikenal dengan nama *root*/akar. Pada simpul selanjutnya, secara berurutan diisi dengan variabel-variabel yang bernilai *gain* lebih rendah, dan berhenti pada simpul akhir yang berisi kelas keluaran dari setiap cabangnya yang dikenal dengan nama *leaf*/daun. Algoritme pohon keputusan spasial berhenti jika memenuhi salah satu kriteria, yaitu hanya satu lapis penjelas dalam  $L$  atau SJR untuk lapis terbaik dan lapis penjelas berisi kelas  $c$  yang sama untuk dijadikan simpul daun dengan label kelas  $c$  [18]. Dalam kondisi hanya satu lapis penjelas dalam  $L$ , algoritme menjadikan simpul daun dengan label kelas mayoritas pada SJR untuk lapis terbaik dan lapis penjelas.

### C. Evaluasi hasil klasifikasi

Evaluasi/penilaian dilakukan dengan menghitung akurasi hasil klasifikasi oleh model terhadap data uji sehingga dapat diperbaiki/optimalisasi pada iterasi-iterasi berikutnya. Semakin tinggi tingkat akurasi model, maka semakin rendah kesalahan klasifikasi model terhadap data uji. Pada penelitian ini, model dievaluasi berdasarkan data uji yang merupakan data kesesuaian lahan kelapa sawit Kabupaten Bogor versi BBSDLP menggunakan formulasi matriks konfusi pada Persamaan 6 [26]. Parameter  $tp$  (*true positive*) menunjukkan jumlah data positif yang terklasifikasi benar,  $tn$  (*true negative*) jumlah data positif yang terklasifikasi salah,  $fp$  (*false positive*) jumlah data negatif yang terklasifikasi benar, dan  $fn$  (*false negative*) jumlah data negatif yang terklasifikasi salah.

$$Akurasi = \frac{tp+tn}{tp+fn+fp+tn} \times 100\% \quad (6)$$

### D. Visualisasi kesesuaian lahan

Pada tahap ini dilakukan visualisasi peta kesesuaian lahan berdasarkan aturan klasifikasi yang telah dihasilkan. Aturan klasifikasi kesesuaian lahan diterapkan pada data sifat dan karakteristik lahan di Kabupaten Bogor. Visualisasi peta kesesuaian lahan dilakukan menggunakan aplikasi ArcMap versi 10.3 dalam bentuk peta spasial.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Seluruh lapis penjelas dan lapis target disimpan dalam suatu basis data di DBMS PostgreSQL. Untuk kemudahan dalam pemrosesan data, dilakukan perubahan nama lapis dan atribut pada masing-masing lapis menjadi kode-kode yang lebih singkat. Daftar nama beserta jumlah poligon masing-masing lapis dapat dilihat pada Tabel 2.

Pada penelitian ini, klasifikasi pohon keputusan spasial diterapkan menggunakan bantuan bahasa pemrograman Python yang diadopsi dari [25]. Tiga model (M) yang berbeda dihasilkan dengan tujuan memperoleh hasil aturan terbaik. Variasi model dibuat dengan dua pendekatan, yaitu penggunaan kondisi dan optimasi waktu pembuatan model. Keterangan variasi model dapat dilihat pada Tabel 3.

Perbedaan waktu yang signifikan dan jumlah aturan yang dihasilkan antara model M1 dan M2 ditunjukkan dalam Tabel 4. Hal tersebut disebabkan oleh penggunaan kondisi pada modul SJR model M2, dimana hanya akan melakukan proses *intersection*  $\geq 1$  ha pada klasifikasi, sehingga mereduksi waktu pembuatan model. Proses *intersection*  $\geq 1$  ha juga menyebabkan pertumbuhan cabang pada pohon keputusan spasial lebih sedikit, yang mana secara tidak langsung aturan yang dihasilkan juga berkurang dibandingkan dengan tidak menggunakan kondisi pada modul SJR.

Ilustrasi dari pernyataan sebelumnya adalah proses *intersection* yang harusnya dilakukan pada suatu cabang internal, namun tidak dilakukan disebabkan adanya

kondisi  $\geq 1$  ha. Pertumbuhan pada cabang tersebut berhenti dan berlanjut ke cabang lainnya yang memenuhi dan begitu seterusnya hingga selesai. Aturan yang dibaca/dihasilkan berdasarkan pohon keputusan juga akan berkurang atau lebih sedikit dibandingkan dengan yang tidak menggunakan kondisi pada modul SJR. Dampak positif lainnya adalah waktu pemrosesan pada suatu cabang juga berkurang, dikarenakan proses dilewati saat tidak memenuhi kondisi.

Optimalisasi yang dilakukan pada model M2 dan M3 diperoleh mengenai informasi variabel yang tidak terlibat pada hasil pohon keputusan/aturan. Pemodelan klasifikasi adalah proses ekstraksi data kesesuaian lahan yang telah ada [18], yang dalam algoritma SDT menggunakan entropi untuk menumbuhkan pohon keputusan. Berdasarkan hal tersebut, suatu variabel dalam suatu dataset yang memiliki sifat heterogenitas yang tinggi menyebabkan nilai entropinya tinggi, dan sebaliknya jika data dalam suatu variabel bersifat homogen maka nilai entropinya akan rendah atau bahkan bernilai 0 [28]. Nilai entropi yang tinggi pada suatu variabel menyebabkan variabel tersebut memiliki peluang yang kecil untuk dijadikan sebagai simpul akar/*internal*, seperti halnya variabel drainase dan kapasitas tukar kation. Sebaliknya, jika suatu variabel memiliki sifat heterogenitas yang rendah, maka memiliki peluang untuk dijadikan simpul akar/*internal*, seperti halnya variabel tekstur tanah. Hal tersebut dibuktikan oleh nilai entropi setiap variabel yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Berdasarkan data pada Tabel 5, dapat dilihat bahwa nilai entropi terendah adalah tekstur tanah yang kemudian diikuti oleh relief, kejenuhan basa, elevasi, kemasaman tanah, kedalaman mineral tanah, kapasitas tukar kation, dan drainase. Hal tersebut sesuai dengan pohon keputusan yang dihasilkan, yaitu menjadikan variabel tekstur tanah sebagai node akar. Di sisi lain, pada dua variabel dengan nilai entropi tertinggi, yaitu drainase dan kapasitas tukar kation, memiliki tingkat heterogenitas yang tinggi sehingga membuat model kesulitan untuk mengklasifikasikannya ke dalam suatu kelas kesesuaian lahan.

Lebih lanjut, perbedaan terlihat pada model M2 dan M3, dimana model M3 membutuhkan waktu yang lebih sedikit dibandingkan M2 pada pembuatan model. Hal tersebut disebabkan oleh penggunaan *package* GeoPandas versi 0.4.0 yang tersedia pada platform bahasa pemrograman Python. Platform ini lebih efisien dibandingkan *query* spasial standar PostgreSQL pada proses SJR. Hal tersebut disebabkan *package* GeoPandas yang tersedia di Python memiliki struktur

**Tabel 3.** Keterangan model

M	Deskripsi
M1	Model klasifikasi <i>spatial decision tree</i> menggunakan <i>query</i> spasial standar pada modul SJR
M2	Optimasi model M1 dengan penambahan kondisi batasan luas area tanam $\geq 1$ ha pada modul SJR, hal tersebut didasarkan pada luas tanam perkebunan kelapa sawit terkecil adalah 1 ha [27], sehingga luas area yang di bawah 1 ha dianggap tidak memiliki dampak atau hanya kecil dampaknya dalam evaluasi kesesuaian lahan.
M3	Optimasi model M2 dengan penggunaan <i>package</i> GeoPandas versi 0.4.0 sebagai pengganti <i>query</i> spasial standar PostgreSQL pada modul SJR, didasarkan pada besarnya waktu pembuatan model

**Tabel 4.** Nilai entropi variabel

No	Variabel	Entropi
1.	Elevasi	0,435370
2.	Drainase	0,738182
3.	Relief	0,402975
4.	Kejenuhan basa	0,406281
5.	Kapasitas tukar kation	0,501488
6.	Tekstur tanah	0,155041
7.	Kemasaman tanah	0,438017
8.	Kedalaman mineral tanah	0,459174

yang berbeda dibandingkan *query* spasial standar PostgreSQL dalam pemrosesan data.

Tahap akhir dari penelitian ini adalah evaluasi model dengan menerapkan Persamaan 6 pada data uji yang memiliki 55 SPT. Akurasi dari evaluasi pada model M2 dan M3 memperoleh hasil yang sama, yakni 98,18 %, dengan prediksi kelas yang sesuai sebanyak 54 dari 55 data uji. Akurasi yang dihasilkan oleh model M1 adalah 92,72 %, dengan prediksi kelas yang sesuai sebanyak data 51 dari 55 data uji. Hal ini dapat dilihat dalam matriks konfusi model M2 dan M3 pada Tabel 6.

Berdasarkan evaluasi tersebut, diperoleh hasil bahwa penggunaan kondisi pada modul SJR berpengaruh terhadap hasil akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model yang tidak menggunakannya. Hal ini berarti bahwa penggunaan kondisi pada modul SJR tidak hanya memberikan dampak positif terhadap akurasi, bahkan juga memberikan efisiensi waktu dan jumlah aturan.

**Tabel 5.** Hasil evaluasi model

Model	Simpul Akar	Jumlah Aturan	Variabel Tidak Terlibat	Waktu (detik)	Akurasi (%)
M1	Tekstur tanah	77	-	4.236,01	92,72
M2	Tekstur tanah	23	Drainase dan kapasitas tukar kation	1.527,30	98,18
M3	Tekstur tanah	23	Drainase dan kapasitas tukar kation	1.291,56	98,18

Teknik optimalisasi yang dilakukan pada penelitian ini dapat disebut sebagai teknik *pruning*, yang juga telah diterapkan pada [20]. Penelitian tersebut menerapkan teknik *pruning* pada klasifikasi titik *hotspot* untuk memperoleh aturan dalam mengantisipasi kebakaran lahan dan menghasilkan akurasi lebih baik dibandingkan dengan yang tidak menerapkan teknik *pruning*. Hasil ini juga memperbaiki hasil akurasi pada [18], yang menghasilkan akurasi sebesar 92,37 % berbanding dengan hasil kajian ini sebesar 98,18 %. Namun, tidak menutup kemungkinan bahwa hal tersebut juga dipengaruhi oleh data kesesuaian lahan yang berbeda.

Berdasarkan evaluasi dan paparan sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa model pohon keputusan spasial terbaik adalah model M3 dengan hasil akurasi yang lebih baik dan jumlah aturan yang lebih sedikit dibandingkan M1, dan membutuhkan waktu paling sedikit dibandingkan M2. Berikut beberapa contoh dari hasil aturan model M3.

- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = landai DAN kemasaman tanah = netral MAKA kelas kesesuaian lahan S2
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = landai DAN kemasaman tanah = agak masam MAKA kelas kesesuaian lahan S2
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = landai DAN kemasaman tanah = masam MAKA kelas kesesuaian lahan S3
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = sangat curam DAN elevasi = 600-700 MAKA kelas kesesuaian lahan N
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = sangat curam DAN elevasi = 100-600 MAKA kelas kesesuaian lahan N
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = sangat curam DAN elevasi = <100 MAKA kelas kesesuaian lahan N
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = sangat curam DAN elevasi = 700-1600 MAKA kelas kesesuaian lahan N
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = curam DAN kedalaman mineral tanah = sangat dalam MAKA kelas kesesuaian lahan S3
- JIKA tekstur tanah = halus DAN relief = curam DAN kedalaman mineral tanah = dalam MAKA kelas kesesuaian lahan S2

Aturan yang dihasilkan oleh model terbaik kemudian diterapkan untuk divisualisasikan pada data Kabupaten Bogor. Visualisasi kesesuaian lahan dilakukan menggunakan bantuan aplikasi ArcMap. Visualisasi kesesuaian lahan pada Kabupaten Bogor yang dapat ditunjukkan pada Gambar 4. Berdasarkan kesesuaian lahan tersebut dilakukan pengukuran luas area pada masing-masing kelas kesesuaian lahan menggunakan bantuan aplikasi PostgreSQL dengan memanfaatkan fungsi `ST_Area`.

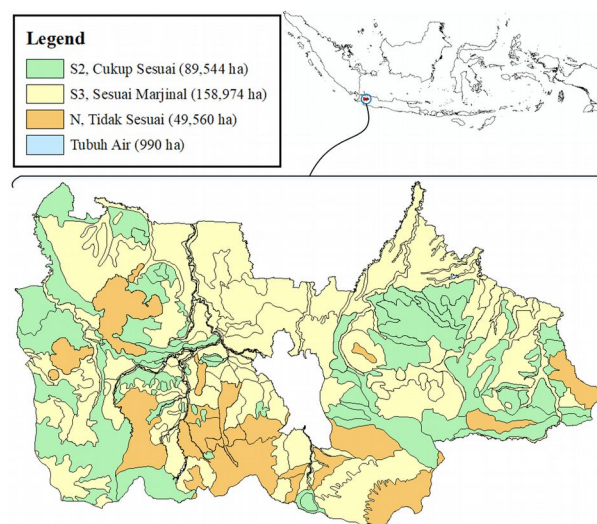
Luas area kelas kesesuaian lahan dinyatakan pada Tabel 7. Luas area tersebut menunjukkan bahwa ada pengurangan lahan dari kelas S3 pada BBSDLP menjadi lahan kelas N pada model. Hal tersebut disebabkan

**Tabel 6.** Matriks konfusi hasil evaluasi M2 dan M3

SPT=55	Data sebenarnya		
	S2	S3	N
Data prediksi S1	1	0	0
S2	0	12	0
S3	0	1	23

**Tabel 7.** Luas area kesesuaian lahan

Kelas	Total Luas (ha)	
	BBSDLP	Model
S2, cukup sesuai	89.544,81	89.544,81
S3, sesuai marjinal	161.871,54	158.974,27
N, tidak sesuai	46.663,01	49.560,28
Tubuh air	990,64	990,64



**Gambar 4.** Kesesuaian lahan kelapa sawit di Kabupaten Bogor

adanya kesalahan klasifikasi model terhadap data uji berupa 1 SPT. Pada penelitian ini, 1 SPT dalam data spasial luasnya dapat berbeda-beda. Hal ini memungkinkan untuk menyebabkan kesalahan berupa produktivitas kelapa sawit yang kurang maksimal. Berdasarkan hal tersebut, pada penelitian yang akan datang diperlukan akurasi yang lebih presisi untuk menghindari hal tersebut. Di sisi lain, dibandingkan kajian [18], akurasi yang dihasilkan oleh model pada penelitian ini sudah lebih baik, meskipun pada kasus yang berbeda.

Lebih lanjut, kajian ini menunjukkan bahwa kelas mayoritas kesesuaian lahan kelapa sawit di Kabupaten Bogor adalah S3, diikuti S2 dan N. Hal tersebut menandakan bahwa diperlukan perbaikan terlebih dahulu terhadap kualitas lahan sebelum melakukan penanaman kelapa sawit diperlukan. Hal ini sesuai dengan arahan oleh Food and Agriculture Organization (FAO) mengenai peningkatan produktivitas suatu tanaman yang dapat dilakukan dengan memperbaiki sifat dan karakteristik tanah, misalnya dengan menambahkan pupuk untuk

memperbaiki unsur hara yang terdapat pada tanah, sehingga lahan yang hendak ditanami akan lebih subur. Sehubungan dengan hal tersebut, pemetaan kesesuaian lahan kelapa sawit pada **Gambar 4** diharapkan dapat memberikan informasi area yang cukup potensial (S2 dan S3) untuk dimaksimalkan dengan memprioritaskannya sebagai lahan perkebunan sawit.

#### IV. KESIMPULAN

Optimalisasi model keputusan spasial kesesuaian lahan kelapa sawit berhasil dilakukan dengan menerapkan teknik *pruning* dan memanfaatkan *package* GeoPandas. Pohon keputusan spasial terbaik diperoleh dengan hasil 23 aturan, akurasi 98 %, spatial decision tree 18%, waktu pembuatan model 1,291 detik, variabel tektur tanah sebagai node akar, dan tidak melibatkan dua variabel (drainase dan kapasitas tukar kation). Persentase tingkat kesesuaian lahan kelapa sawit pada Kabupaten Bogor berdasarkan hasil model adalah S2 (29,94 %), S3 (53,16 %), N (16,57 %), dan tubuh air (0,33 %). Penelitian selanjutnya diharapkan tidak hanya melibatkan faktor sifat dan karakteristik tanah, melainkan juga dapat melibatkan faktor iklim secara temporal. Hal tersebut dapat dilakukan dengan melakukan interpolasi spasial untuk memperoleh data yang berjenis sama, yaitu data spasial dalam bentuk vektor.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. N. Rosa and S. Zaman, "Pengelolaan pembibitan tanaman kelapa sawit (*elais guineensis* jacq.) di kebun Bangun Bandar, Sumatera Utara," *Buletin Agrohorti*, vol. 5, no. 3, pp. 325-333, 2017. doi: [10.29244/agrob.5.3.325-333](https://doi.org/10.29244/agrob.5.3.325-333)
- [2] Subdirektorat Statistik Tanaman Perkebunan, *Indonesian oil palm statistics 2018*. Badan Pusat Statistik, 2019.
- [3] Z. Helwani, E. Saputra, W. Fatra, and S. Herman, "Pembuatan biodiesel dari minyak sawit off-grade menggunakan katalis cao/serbuk besi," in *Seminar Nasional Industri Kimia dan Sumber Daya Alam*, Banjarmasin, Indonesia, Aug. 2016, pp. 13-18.
- [4] Kementerian Perdagangan RI, *Laporan akhir analisis strategi Indonesia untuk meningkatkan akses pasar produk crude palm oil (cpo) Indonesia ke Amerika Serikat*. Kementerian Perdagangan RI, 2015.
- [5] Direktorat Jenderal Pertanian, *Pedoman budidaya kelapa sawit (elais guineensis) yang baik*. Kementerian Pertanian RI, 2014.
- [6] D. Djaenudin, H. Marwan, H. Subagjo, and A. Hidayat, *Petunjuk teknis evaluasi lahan untuk komoditas pertanian*. Balai Besa spatial decision tree r Litbang Sumberdaya Lahan Pertanian (BBSDLP), Bogor: Badan Litbang Pertanian, 2011.
- [7] A. Aldababseh, M. Temimi, P. Maghelal, O. Branch, and V. Wulfmeyer, "Multi-criteria evaluation of irrigated agriculture suitability to achieve food security in an arid environment," *Sustainability*, vol. 10, no. 3, pp. 803, 2018. doi: [10.3390/su10030803](https://doi.org/10.3390/su10030803)
- [8] Badan Penyuluhan dan Pengembangan SDM Pertanian (BPPSDMP), *Rencana strategis 2015-2019, edisi kedua*. BPPSDMP-Kementerian Pertanian, 2017.
- [9] Food and Agriculture Organization, *A framework for land evaluation*. FAO Soil Bulletin No. 32, Rome: FAO-UNO, 1976.
- [10] S. Pariamanda, A. Sukmono, and H. Haniah, "Analisis kesesuaian lahan untuk perkebunan kopi di kabupaten Semarang," *Jurnal Geodesi Undip*, vol. 5, no. 1, pp. 116-124, 2016.
- [11] R. Rahayu, M. Mujiyo, and R. U. Arini, "Land suitability evaluation of shallot (*allium ascalonicum* l.) at production centres in Losari district, Brebes," *Journal of Degraded and Mining Land Management*, vol. 6, no. 1, pp. 1505-1511, 2018. doi: [10.15243/jdmlm.2018.061.1505](https://doi.org/10.15243/jdmlm.2018.061.1505).
- [12] I. W. Nuarsa, I. N. Dibia, K. Wikantika, D. Suwardhi, and I. N. Rai, "GIS based analysis of agroclimate land suitability for banana plants in Bali province, Indonesia," *HAYATI Journal of Biosciences*, vol. 25, no. 1, pp. 11-17, 2018.
- [13] L. Qu, Y. Shao, and L. Zhang, "Land suitability evaluation method based on GIS technology," in *Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*, Fairfax, USA, Aug. 2013, pp. 7-12, 2013. doi: [10.1109/Argo-Geoinformatics.2013.6621869](https://doi.org/10.1109/Argo-Geoinformatics.2013.6621869)
- [14] S. Hartati and I. S. Sitanggang, "A fuzzy based decision support system for evaluating land suitability and selecting crops," *Journal of Computer Science*, vol. 6, no. 4, pp. 417-424, 2010. doi: [10.3844/jcssp.2010.417.424](https://doi.org/10.3844/jcssp.2010.417.424)
- [15] S. E. Rahim, A. A. Supli, and N. Damiri, "Developing a land suitability evaluation tool in mobile Android application for rubber, cocoa and oil palm," *Journal of ISSAAS (International Society for Southeast Asian Agricultural Sciences)*, vol. 22, no. 2, pp. 80-90, 2016.
- [16] J. A. Widians, M. Taruk, Y. Fauziah, and H. J. Setyadi, "Decision support system on potential land palm oil cultivation using promethee with geographical visualization," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1341, no. 4, 042011, pp. 1-9, 2019. doi: [10.1088/1742-6596/1341/4/042011](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1341/4/042011)
- [17] S. Rinzivillo and F. Turini, "Classification In geographical information systems," in *European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery*. Springer Link, 2004, pp. 374-385. doi: [10.1007/978-3-540-30116-5\\_35](https://doi.org/10.1007/978-3-540-30116-5_35)
- [18] A. Nurkholis and I. S. Sitanggang, "A spatial analysis of soybean land suitability using spatial decision tree algorithm," in *Sixth International entropy Symposium on LAPAN-IPB Satellite*, Bogor, Indonesia, Dec. 2019, pp. 147-156. doi: [10.1117/12.2541555](https://doi.org/10.1117/12.2541555)



- [19] I. S. Sitanggang, R. Yaakob, N. Mustapha, and A. N. Ainuddin, "Classification model for hotspot occurrences using spatial decision tree algorithm," *Journal of Computer Science*, vol. 9, no. 2, pp. 244-251, 2013. doi: [10.3844/jcssp.2013.244.251](https://doi.org/10.3844/jcssp.2013.244.251)
- [20] I. S. Sitanggang, R. Yaakob, N. Mustapha, and A. N. Ainuddin, "A decision tree based on spatial relationships for predicting hotspots in peatlands," *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol. 12, no. 2, pp. 511-518, 2014. doi: [10.12928/TELKOMNIKA.v12i2.2036](https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v12i2.2036)
- [21] Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Sumberdaya Lahan Pertanian (BBSDLP), *Atlas peta tanah semi detail skala 1:50.000, kabupaten Bogor, provinsi Jawa Barat*. Bogor: Badan Penelitian dan Pengembangan Pertanian-Kementerian Pertanian, 2016.
- [22] Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Sumberdaya Lahan Pertanian (BBSDLP), *Atlas peta kesesuaian lahan dan arahan komoditas pertanian pertanian, kabupaten Bogor, provinsi Jawa Barat, Skala 1:50.000*. Bogor: Badan Penelitian dan Pengembangan Pertanian-Kementerian Pertanian, 2016.
- [23] S. Mukherjee, A. Mukhopadhyay, and A. B. A. M. Sananda, "Digital elevation model generation and retrieval of terrain attributes using CARTOSAT-1 stereo data," *International Journal of Science and Technology*, vol. 2, no. 5, pp. 265-271, 2012.
- [24] P. Oosterom, W. Quak, and T. Tijssen, "About invalid, valid and clean polygons," in *Developments in Spatial Data Handling*. Springer Link, 2005, pp. 1-16. doi: [10.1007/3-540-26772-7\\_1](https://doi.org/10.1007/3-540-26772-7_1)
- [25] I. S. Sitanggang, R. Yaakob, N. Mustapha, and A. A. B. Nuruddin, "An extended ID3 decision tree algorithm for spatial data," in *International Conference on Spatial Data Mining and Geographical Knowledge Services*, Fuzhou, China, Jul. 2011, pp. 48-53. doi: [10.1109/ICSDM.2011.5969003](https://doi.org/10.1109/ICSDM.2011.5969003)
- [26] M. Sokolova and G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Information Processing & Management*, vol. 45, no. 4, pp. 427-437, 2009. doi: [10.1016/j.ipm.2009.03.002](https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002)
- [27] Kementerian Pertanian Republik Indonesia, *Produksi, luas panen dan produktivitas sayuran di Indonesia*. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi-Kementan RI, 2016.
- [28] Y. Wang, Y. Li, Y. Song, Y. Rong, and S. Zhang, "Improvement of ID3 algorithm based on simplified information entropy and coordination degree," *Algorithms*, vol. 10, no. 4, pp. 1-18, 2017. doi: [10.3390/a10040124](https://doi.org/10.3390/a10040124)