

ANALISIS KEBUTUHAN KESESUAIN PADA LAHAN KEDELAI MENGGUNAKAN ALGORITMA SPATIAL DECISION TREE

Ris Herlanda^{1*)}, Afifudin^{2*)}

¹Teknik Komputer

²Teknologi Informasi

*) Afifudin.card@gmail.com

Abstrak

Kedelai merupakan salah satu komoditas strategis nasional karena perannya sebagai sumber pendapatan dan gizi masyarakat Indonesia. Hingga saat ini kinerja agribisnis kedelai masih jauh dari harapan, yang ditunjukkan dengan produksi yang stagnan dan impor yang meningkat. Salah satu kendala produksi kedelai untuk mencapai swasembada adalah tidak tersedianya peruntukan lahan yang dimaksudkan secara eksplisit untuk penanaman kedelai. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kesesuaian lahan kedelai di Kabupaten Bogor, Provinsi Jawa Barat, Indonesia menggunakan algoritma pohon keputusan spasial. Algoritma tersebut merupakan penyempurnaan dari algoritma Iterative Dichotomizer 3 (ID3) dimana relasi spasial join dimasukkan untuk menumbuhkan pohon keputusan. Algoritma yang diusulkan telah diterapkan pada dataset spasial yang terdiri dari lapisan target yang mewakili kesesuaian lahan kedelai dan tujuh lapisan penjelas yang mewakili karakteristik lahan (drainase, kemiringan lahan, kejenuhan basa, kapasitas tukar kation, tekstur tanah, pH tanah, dan mineral tanah. kedalaman) Kabupaten Bogor. Hasilnya adalah pohon keputusan spasial yang menghasilkan 26 aturan dengan akurasi 92,73% dan variabel kemiringan lahan sebagai simpul akar. Akurasi model dihitung berdasarkan perbandingan antara keluaran model rule based pada karakteristik lahan kedelai dengan kesesuaian lahan kedelai yang ada di Kabupaten Bogor.

Kata Kunci: kesesuaian lahan, kedelai, Spatial Decision Tree, relasi spasial join.

PENDAHULUAN

Kedelai merupakan sumber protein nabati yang paling populer bagi masyarakat Indonesia, yang pada kelompok tanaman pangan merupakan komoditas terpenting ketiga setelah beras dan jagung (Nurkholis & Sitanggang, 2019). Konsumsi utama produk kedelai adalah tempe dan tahu yang merupakan makanan pokok masyarakat Indonesia. Indonesia adalah produsen tempe terbesar di dunia dan pasar kedelai terbesar di Asia (Nurkholis & Nurkholis, 2021);(Zulfa & Suhartono, 2015). Hasil SUSNAS yang dilakukan BPS tahun 2015 menunjukkan bahwa rata-rata konsumsi tempe per orang per tahun di Indonesia adalah 6,99 kg dan diketahui 7,51 kg. Ironisnya, pemenuhan kebutuhan kedelai yang merupakan bahan baku utama tempe dan tahu, 67,28% atau 1,96 juta ton harus didatangkan dari luar negeri. Itu terjadi karena produksi dalam negeri tidak mampu memenuhi permintaan produsen tempe dan tahu lokal. Produksi kedelai di Indonesia pada

periode 1980-2016 berfluktuasi dan cenderung meningkat dengan rata-rata pertumbuhan 2,63% per tahun. Produksi kedelai tahun 2016 juga diperkirakan turun 7,06% menjadi 887,54 ribu ton dari tahun 2015 sebesar 963,18 ribu ton.

Peningkatan produksi kedelai baik dari segi kuantitas maupun kualitas terus diupayakan oleh pemerintah, baik ekstensifikasi, maupun intensifikasi (Sucipto et al., 2020);(Samsugi et al., 2018). Salah satu solusi yang dapat dilakukan adalah meningkatkan efektifitas produksi pangan dengan memanfaatkan kemajuan teknologi untuk pemodelan evaluasi kesesuaian lahan (Riski et al., 2021). Evaluasi kesesuaian lahan memainkan peran penting dalam perencanaan penggunaan lahan (Nurkholis, n.d.);(Nurkholis et al., 2021). Pendekatan konvensional yang sering digunakan dalam mengevaluasi kesesuaian lahan adalah pencocokan antara kualitas lahan dan karakteristik lahan sebagai parameter dengan kriteria kelas kesesuaian lahan . Pendekatan tersebut telah diterapkan dalam mengevaluasi kesesuaian lahan bawang merah di Brebes, Indonesia berdasarkan sepuluh karakteristik lahan (tekstur, kapasitas tukar kation (KTK), kejenuhan basa, pH H₂O, C organik, N total, P tersedia, K tersedia, salinitas , dan alkalinitas) (Abdul Maulud et al., 2021).

Metode pencocokan juga telah diterapkan untuk evaluasi kesesuaian lahan pisang berdasarkan parameter agroekologi seperti curah hujan, ketinggian tempat, bulan kering, kemiringan lereng, dan mempertimbangkan penggunaan lahan (Nurkholis & Sitanggang, 2020);(Nurkholis et al., 2020);(Ecodrainage et al., 2019). Dalam perkembangannya, metode evaluasi kesesuaian lahan telah berkembang dengan adanya metode kecerdasan buatan yang dapat memecahkan masalah metode pengambilan keputusan multi indeks sehingga analisis multi indeks yang berbeda dapat menghasilkan hasil evaluasi yang berbeda (Isnain et al., 2021);(Astuti, 2017). Metode inferensi fuzzy yaitu salah satu metode kecerdasan buatan telah diterapkan dalam pembuatan sistem berbasis pengetahuan untuk evaluasi kesesuaian lahan fisik untuk 45 tanaman budidaya (Redy Susanto et al., 2021);(Wantoro, Syarif, et al., 2021);(Rusliyawati et al., 2021). Teknologi spasial baru seperti sistem informasi geografis (GIS) dan penginderaan jauh serta keputusan multi-kriteria. Metode pembuatan seperti Analytical Hierarchy (AHP) dan proses fuzzy AHP dapat digunakan, meningkatkan evaluasi kesesuaian lahan (Lestari & Savitri Puspaningrum, 2021);(Septilia et al., 2020). Teknologi GIS memungkinkan pengguna untuk mengintegrasikan beberapa data geospasial dan atribut dengan presisi dan fleksibilitas tinggi dan karenanya meningkatkan evaluasi kesesuaian lahan (Susanto, 2021);(Alita et al.,

2020);(Pasaribu et al., 2019). Selain itu, kombinasi metode kecerdasan buatan seperti karena FAHP dan GIS pada evaluasi kesesuaian lahan dapat digunakan secara efektif untuk menurunkan bobot beberapa faktor dan analisis kesesuaian lahan (Yuliana et al., 2021). Namun, studi kesesuaian lahan belum mempertimbangkan korelasi data spasial untuk setiap variabel/faktor. Analisis data bereferensi geografis dalam hal ini kesesuaian lahan, penting untuk mempertimbangkan korelasi data spasial (yaitu, posisi, kedekatan, orientasi, dll.) (Alita et al., 2020).

Kesesuaian lahan dapat diselesaikan dengan menggunakan metode klasifikasi, hal ini dikarenakan sudah ada kelas sasaran kesesuaian lahan kedelai oleh BBSLDP (Balai Penelitian dan Pengembangan Sumberdaya Lahan Pertanian Indonesia) berdasarkan ketentuan FAO yaitu S1 (sangat sesuai), S2 (cukup sesuai), S3 (sesuai marjinal), dan N (tidak sesuai). Klasifikasi adalah teknik ekstraksi data di mana data yang disimpan dalam database dianalisis untuk menemukan aturan yang menggambarkan partisi database ke dalam kumpulan kelas tertentu (Surahman et al., 2020);(Nasution & Hayaty, 2019). Penelitian ini mengadopsi algoritma pohon keputusan spasial yang merupakan pengembangan dari algoritma pohon keputusan ID3. Perbedaan pohon keputusan spasial dengan pohon keputusan konvensional pada umumnya adalah keterlibatan data spasial dalam perhitungan entropi, serta hubungan spasial antara lapisan penjelas dan lapisan target (Alita et al., 2021);(Suaidah, 2021);(Wantoro, Rusliyawati, et al., 2021). Berdasarkan penjelasan di atas, penelitian ini menggunakan algoritma pohon keputusan spasial dalam menganalisis data spasial kesesuaian lahan kedelai oleh BBSLDP untuk menghasilkan aturan kesesuaian lahan berupa kriteria tanam kedelai.

KAJIAN PUSTAKA

Klasifikasi Pohon Spasial

Klasifikasi adalah teknik data mining yang melibatkan analisis data yang disimpan dalam database untuk menemukan aturan yang membagi database ke dalam set kelas tertentu (skor kesesuaian lahan dalam penelitian ini) (Ariyanti & Iswardani, 2020);(Damuri et al., 2021);(Giovani et al., 2020). Salah satu teknik klasifikasi yang dapat digunakan untuk menangani data yang bising, karakteristik penting dari pemrosesan data spasial, adalah pohon keputusan spasial (Alita, 2021);(Hendrastuty, 2021). Metode pohon keputusan spasial menggunakan konsep dasar pohon keputusan. Pohon keputusan adalah struktur

pohon di mana setiap simpul di pohon mewakili variabel, setiap cabang mewakili nilai atribut, dan simpul daun mewakili kelas tertentu (Aji & Dewi, 2017).

Data Prapemrosesan

Langkah awal dari preprocessing data adalah integrasi data spasial dan non-spasial menggunakan PostgreSQL Database Management System (DBMS) (Neneng et al., 2021). Data (tujuh faktor penjas dan satu kesesuaian lahan kedelai) yang diperoleh dari BBSDLP dipisahkan menjadi dua data, yaitu data spasial (vektor) dalam format shapefile dan data non spasial (dokumen) dalam format spreadsheet. Data spasial merupakan data geometrik dengan ciri poligon (Firdaus et al., 2022), sedangkan data non spasial merupakan data atribut yang dapat disatukan berdasarkan satuan peta lahan oleh BBSDLP21 yang terdapat pada kedua data tersebut. Dalam penelitian ini, data satuan peta tanah dapat terdiri dari beberapa poligon.

Langkah kedua dalam preprocessing data adalah memeriksa validitas setiap penjelasan dan tingkat tujuan. (Indrayuni, 2019). Penyebab geometri tidak valid pada poligon adalah persimpangan sendiri. Status self-intersection menunjukkan bahwa poligon tidak memenuhi persyaratan OpenGIS22 sehingga poligon tidak dapat dimasukkan dalam klasifikasi pohon keputusan spasial. Lapisan penjas dan target yang mengandung geometri yang tidak valid diperbaiki dengan menghapus sebagian kecil dari poligon yang tidak valid.

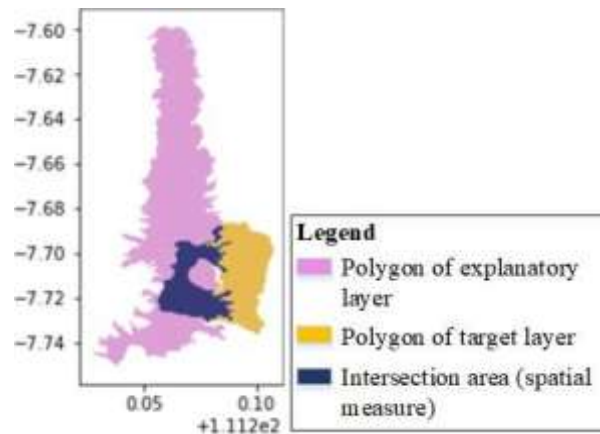
Langkah terakhir dari preprocessing data adalah penyederhanaan nama layer dan nama atribut untuk setiap layer (Aldino & Sulistiani, 2020);(Pajar & Putra, 2021);(Aldino et al., 2021). Penyederhanaan lapisan data dilakukan pada DBMS PostgreSQL dengan menggunakan kueri spasial. Hasil yang diharapkan pada tahap ini adalah lapisan-lapisan tersebut siap digunakan dalam proses klasifikasi pohon keputusan spasial.

METODE

Model Pohon Keputusan

Membuat model pohon keputusan spasial adalah dengan melakukan operasi SJR (Spatial Join Relations) antara lapisan penjas dan lapisan target, yang dalam penelitian ini lapisan-lapisan tersebut direpresentasikan dalam poligon. Relasi spasial antara dua lapisan

dapat menghasilkan nilai kuantitatif berupa jarak antar titik atau luas pada perpotongan dua poligon.²⁵ Berdasarkan hal tersebut maka ukuran spasial yang digunakan dalam penelitian ini adalah luas perpotongan lapisan penjelas dan target. lapisan. Ilustrasi lapisan perpotongan dapat dilihat pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1 Model Pohon Keputusan

Hubungan Spasial

Biarkan L adalah satu set lapisan; L_i dan L_j adalah dua lapisan berbeda di L . Hubungan spasial yang diterapkan pada L_i dan L_j dilambangkan $SpatRel(L_i, L_j)$ yang dapat berupa hubungan topologi atau hubungan metrik.²⁵ Misalnya ada L_i (beberapa lapisan penjelas) dan L_j (a target layer), $i, j, i = 1, 2, \dots, p$ dan p adalah jumlah layer pada L_i , $j = 1, 2, \dots, q$ dan q adalah jumlah layer pada L_j yang dalam penelitian ini hanya satu, untuk fitur r_i dengan $R = SpatRel(L_i, L_j)$, ukuran spasial untuk r_i dilambangkan dengan $SpatMes(r_i)$.

Dalam basis data spasial, sebuah layer direpresentasikan sebagai sebuah relasi dan penerapan relasi spasial antara dua layer menghasilkan relasi baru. Hubungan spasial yang diterapkan pada L_i dan L_j pada L menghasilkan layer baru R . Spatial Join Relation (SJR) untuk semua fitur p pada L_i dan q pada L_j .

Entropi Spasial

Misalkan atribut target C dalam lapisan target S memiliki l kelas yang berbeda (yaitu c_1, c_2, \dots, c_l), entropi spasial untuk S mewakili informasi yang diharapkan yang diperlukan untuk menentukan kelas tupel dalam kumpulan data. Misalkan atribut penjelas V dalam lapisan penjelas (non-target) L memiliki q nilai yang berbeda (yaitu v_1, v_2, \dots, v_q). Kami mempartisi objek di lapisan target S sesuai dengan lapisan L kemudian kami memiliki satu

set lapisan $L(v_i, S)$ untuk setiap kemungkinan nilai v_i di L . Nilai entropi yang diharapkan untuk pemisahan.

Perolehan Informasi Spasial

Nilai entropi suatu variabel dilambangkan dengan $H(S)$, sedangkan nilai informasi split suatu atribut dilambangkan dengan $H(S|L)$.

Variabel dengan perolehan informasi spasial tertinggi dipilih sebagai simpul pertama dalam pohon keputusan spasial yang dikenal sebagai root. Node berikutnya secara berurutan diisi dengan variabel dengan nilai gain yang lebih rendah. Pohon keputusan spasial akan berhenti tumbuh jika memenuhi salah satu kriteria terminasi berikut:

1. Hanya satu lapisan penjelas di . Pada kondisi ini, algoritma mengembalikan sebuah simpul daun berlabel kelas mayoritas di SJR untuk lapisan terbaik dan lapisan penjelas
2. SJR untuk lapisan terbaik dan lapisan penjelas berisi kelas yang sama c . Kemudian algoritma mengembalikan simpul daun berlabel kelas c .

Pada penelitian ini, pembuatan model klasifikasi pohon keputusan spasial dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python,²⁵ dan PostgreSQL dengan ekstensi PostGIS sebagai database spasial. Masukan dari algoritma dibagi menjadi dua kelompok:

- (1) satu set lapisan yang berisi beberapa lapisan penjelas dan satu lapisan target yang menyimpan label kelas untuk tupel dalam dataset dan;
- (2) Spatial Join Relations (SJR) menyimpan ukuran spasial untuk fitur yang dihasilkan dari hubungan spasial antara dua lapisan. Algoritma menghasilkan pohon dengan memilih lapisan terbaik untuk memisahkan dataset menjadi partisi yang lebih kecil semurni mungkin yang berarti bahwa semua tupel dalam partisi milik kelas yang sama.

Visualisasi Kesesuaian Lahan

Visualisasi peta kesesuaian lahan bertujuan untuk menerapkan aturan klasifikasi yang telah dihasilkan. Aturan klasifikasi kesesuaian lahan diterapkan pada data spasial karakteristik lahan di Kabupaten Bogor. Visualisasi peta kesesuaian lahan dilakukan menggunakan aplikasi ArcMap versi 10.3 berupa peta spasial.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil preprocessing data menghasilkan tujuh lapisan penjelas dan satu lapisan target yang semuanya siap digunakan untuk klasifikasi pohon keputusan spasial. Seluruh explanatory layer dan target layer disimpan dalam spasial database untuk dieksekusi oleh algoritma. Daftar nama layer, jumlah poligon untuk setiap layer, dan nama atribut pada sebuah layer dapat dilihat pada gambar berikut :

Layer name	Number of polygon	Attribute
Explanatory layer		
Drainage	57	Swift, slightly swift, good, slightly good, slightly hamper, hamper
Land slope (%)	187	Flat (0), slightly flat (1-3), slightly slope (4-8), slope (9-15), slightly steep (16-25), steep (26-40), very steep (>40)
Base saturation (%)	53	Very low (<20), low (20-35), medium (36-60), high (61-80), very high (>80)
Cation exchange capacity (cmol)	65	Very low (<5), low (5-16), medium (17-24), high (24-40)
Soil texture	94	Very smooth, smooth, slightly smooth, medium, slightly rude, rude
Soil pH (°)	76	Acid (4.5-5.5), slightly acid (5.6-6.5), neutral (6.6-7.5)
Depth of soil mineral (cm)	90	Very shallow (<25), shallow (25-50), medium (51-75), deep (76-100), very deep (>100)
Target LayerS		
Soybean land suitability	238	S1 (highly suitable), S2 (moderately suitable), S3 (marginally suitable), N (not suitable)

Gambar 2 Hasil Preprocessing

Model Pohon Keputusan Spasial

Berdasarkan algoritma pohon keputusan spasial, klasifikasi pohon keputusan spasial dibagi menjadi tiga modul, yaitu modul SJR, modul perhitungan entropi dan gain, dan modul penyusun pohon keputusan spasial. Ketiga modul tersebut diintegrasikan menjadi satu kesatuan untuk menghasilkan pohon keputusan spasial. Modul SJR merupakan implementasi dari Persamaan 2 yang digunakan untuk menghitung luas hasil perpotongan pada poligon lapisan yang tumpang tindih dan lapisan target yang tumpang tindih. Modul pencacah entropi spasial dan penguatan spasial merupakan implementasi dari Persamaan 3, 4, dan 5 yang digunakan untuk menghitung entropi dan penguatan ukuran spasial yang dihasilkan oleh modul SJR. Modul pohon keputusan spasial merupakan implementasi dari langkah-langkah pembuatan model klasifikasi pohon keputusan spasial. Modul ini bekerja dengan memilih layer terbaik berdasarkan nilai gain spasial yang diperoleh. Lapisan

penjelas, yang merupakan lapisan terbaik dalam perhitungan pertama, akan menjadi simpul akar dalam pohon keputusan spasial. Atribut pada lapisan terbaik menjadi nilai tepi yang terhubung dengan simpul internal, yang merupakan lapisan terbaik pada perhitungan selanjutnya

Evaluasi Model

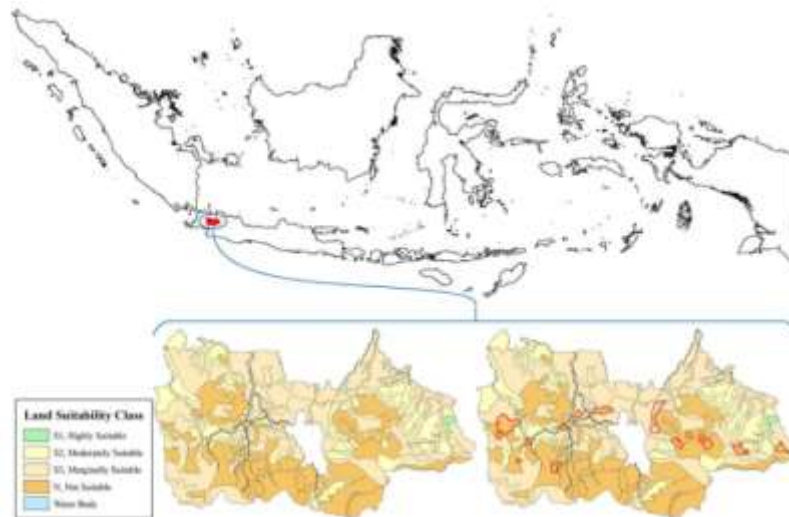
Evaluasi dilakukan terhadap model yang telah dihasilkan dengan menggunakan data uji berupa kesesuaian lahan kedelai di Kabupaten Bogor versi BBSDLP. Evaluasi dilakukan dengan menerapkan Persamaan 6 pada data uji yang memiliki 55 satuan peta tanah. Hasil evaluasi dapat dilihat pada Gambar berikut:

Land map unit = 55	S1	S2	S3	N
S1	1	0	0	0
S2	0	12	0	0
S3	0	1	23	0
N	0	0	3	15

Gambar 3 Evaluasi Model

data yang seharusnya diklasifikasikan sebagai kelas S2 diklasifikasikan oleh model adalah kelas S3, serta data yang harus dimasukkan dalam kelas S3, diklasifikasikan oleh model adalah kelas N. dimungkinkan oleh kesamaan kondisi pertumbuhan dari dua kelas terkait, sehingga model tersebut salah dalam memprediksi klasifikasi kelas untuk kesesuaian. Namun secara umum akurasi yang dihasilkan model sangat baik dengan error = 4 versus truth = 51 atau dengan persentase sebesar 92,37%. Berdasarkan analisis yang dilakukan, keakuratan klasifikasi pohon keputusan spasial juga tergantung pada kualitas data yang digunakan, yaitu apakah keragaman data yang digunakan dalam pembuatan model dapat mewakili keseluruhan data.

Langkah terakhir dalam penelitian ini adalah memvisualisasikan aturan kesesuaian lahan kedelai berdasarkan model klasifikasi pohon keputusan spasial pada data aktual karakteristik lahan Kabupaten Bogor. Berikut adalah visualisasi kesesuaian lahan kedelai di Kabupaten Bogor yang dapat dilihat pada Gambar 4 berikut :



Gambar 4 Peta Wilayah

peta perbandingan kesesuaian lahan kedelai dari BBSDLP dengan kesesuaian lahan kedelai dari model klasifikasi. Perbedaan tersebut dapat dilihat pada Gambar 4 (b) yang merupakan keliling poligon berwarna merah yang merupakan hasil model yang berbeda dengan Gambar 4 (a) yang merupakan data aktual versi BBSDLP. Berdasarkan kesesuaian lahan yang dihasilkan pada Gambar 4, maka luas setiap tingkat kesesuaian lahan diukur menggunakan aplikasi PostgreSQL dengan memanfaatkan fungsi ST_Area. Berikut ini adalah wilayah kesesuaian lahan yang ditunjukkan pada gambar 5 berikut:

Land suitability class	Area total (hectare)	
	BBSDLP	Classification Model
S1, highly suitable	881.48	881.48
S2, moderately suitable	53,069.2	51,706.09
S3, marginally suitable	153,165.2	147,047.1
N, not suitable	90,963.47	98,444.68
Water body	943.46	943.46

Gambar 5 Land Suitability Area

Berdasarkan Gambar diatas dapat dilihat bahwa kelas kesesuaian lahan kedelai di Bogor mayoritas adalah S3, diikuti oleh N, S2, dan S1, masing-masing. Meski begitu, bukan berarti Kabupaten Bogor tidak cocok menjadi sentra produksi kedelai. Berdasarkan ketentuan kesesuaian lahan FAO, wilayah/lahan yang termasuk dalam kelas S2 dan S3 masih dapat dibudidayakan kedelai, hanya saja akan mempengaruhi produktivitasnya yang tidak akan sebaik di wilayah/lahan yang termasuk dalam S1. kelas. Untuk menyiasati

permasalahan tersebut diperlukan perbaikan berupa kualitas lahan agar sesuai dengan kriteria pertanaman kedelai, misalnya seperti perbaikan pH Tanah, dll. Dengan pemetaan kesesuaian lahan kedelai pada Gambar 4, juga diharapkan dapat memberikan informasi potensi daerah seperti kelas S1 untuk dimaksimalkan dengan mengutamakan upaya budidaya kedelai di daerah tersebut.

SIMPULAN

Penelitian ini menerapkan algoritma pohon keputusan spasial untuk menganalisis dataset spasial kesesuaian lahan kedelai di wilayah studi Kabupaten Bogor, Indonesia. Dataset spasial terdiri dari delapan lapisan yang dibagi menjadi dua kategori, tujuh lapisan penjelas, dan satu lapisan target. Lapisan penjelas merupakan tujuh kriteria penanaman kedelai, yaitu drainase, kemiringan lahan, kejenuhan basa, kapasitas tukar kation, tekstur tanah, pH tanah, dan kedalaman mineral tanah. Lapisan sasaran adalah kesesuaian lahan kedelai yang memiliki empat kelas yaitu S1 (sangat sesuai), S2 (cukup sesuai), S3 (sesuai marginal), dan N (tidak sesuai). Hasil dari pohon keputusan spasial adalah 26 aturan dengan akurasi 92,37% dan variabel kemiringan lahan sebagai simpul akar. Pengembangan yang mungkin perlu dilakukan di masa mendatang adalah pencantuman variabel kondisi pertumbuhan berdasarkan karakteristik cuaca temporal yang dapat berguna dalam menentukan waktu tanam. Dalam penerapannya di lapangan, mungkin juga diperlukan sistem informasi geografis agar dapat dimanfaatkan secara signifikan oleh pihak-pihak terkait (petani, swasta, pemerintah, dll).

REFERENSI

- Abdul Maulud, K. N., Fitri, A., Wan Mohtar, W. H. M., Wan Mohd Jaafar, W. S., Zuhairi, N. Z., & Kamarudin, M. K. A. (2021). A study of spatial and water quality index during dry and rainy seasons at Kelantan River Basin, Peninsular Malaysia. *Arabian Journal of Geosciences*, *14*(2). <https://doi.org/10.1007/s12517-020-06382-8>
- Aji, G. F. S., & Dewi, N. (2017). Prosiding Seminar Nasional: Membongkar Sastra, Menggugat Rezim Kepastian. In *Prosiding Seminar Nasional: Membongkar Sastra, Menggugat Rezim Kepastian*.
- Aldino, A. A., Darwis, D., Prastowo, A. T., & Sujana, C. (2021). Implementation of K-means algorithm for clustering corn planting feasibility area in south lampung regency. *Journal of Physics: Conference Series*, *1751*(1), 12038.
- Aldino, A. A., & Sulistiani, H. (2020). Decision Tree C4. 5 Algorithm For Tuition Aid Grant Program Classification (Case Study: Department Of Information System, Universitas Teknokrat Indonesia). *Edutic-Scientific Journal of Informatics Education*, *7*(1).
- Alita, D. (2021). Multiclass SVM Algorithm for Sarcasm Text in Twitter. *JATISI (Jurnal*

- Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*), 8(1), 118–128. <https://doi.org/10.35957/jatiasi.v8i1.646>
- Alita, D., Sari, I., Isnain, A. R., & Styawati, S. (2021). Penerapan Naïve Bayes Classifier Untuk Pendukung Keputusan Penerima Beasiswa. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 2(1), 17–23.
- Alita, D., Tubagus, I., Rahmanto, Y., Styawati, S., & Nurkholis, A. (2020). Sistem Informasi Geografis Pemetaan Wilayah Kelayakan Tanam Tanaman Jagung Dan Singkong Pada Kabupaten Lampung Selatan. *Journal of Social Sciences and Technology for Community Service (JSSTCS)*, 1(2).
- Ariyanti, D., & Iswardani, K. (2020). Teks Mining untuk Klasifikasi Keluhan Masyarakat Pada Pemkot Probolinggo Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal IKRA-ITH Informatika*, 4(3), 125–132.
- Astuti, F. (2017). Penerapan Data Mining Untuk Clustering Data Penduduk Miskin Menggunakan Algoritma Hard C-Means. *Data Manajemen Dan Teknologi Informasi*, 18(1), 64–69.
- Damuri, A., Riyanto, U., Rusdianto, H., & Aminudin, M. (2021). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako. *Jurnal Riset Komputer*, 8(6), 219–225. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v8i6.3655>
- Ecodrainage, M., Ekosistem, P., Tungu, D., Girimulyo, D., Panggang, K., Gunungkidul, K., Santoso, D. H., Artikel, S., & Kunci, K. (2019). Penanggulangan Bencana Banjir Berdasarkan Tingkat Kerentanan dengan Metode Ecodrainage Pada Ekosistem Karst di Dukuh Tungu, Desa Girimulyo, Kecamatan Panggang, Kabupaten Gunungkidul, DIY. *Jurnal Geografi*, 16(1), 7–15. <https://doi.org/10.15294/jg.v16i1.17136>
- Firdaus, M. B., Budiman, E., Pati, F. E., Tejawati, A., Lathifah, L., & Anam, M. K. (2022). Penerapan Metode Marker Based Tracking Augmented Reality Pesut Mahakam. *Jurnal Teknoinfo*, 16(1), 20. <https://doi.org/10.33365/jti.v16i1.1270>
- Giovani, A. P., Ardiansyah, A., Haryanti, T., Kurniawati, L., & Gata, W. (2020). Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi. *Jurnal Teknoinfo*, 14(2), 115. <https://doi.org/10.33365/jti.v14i2.679>
- Hendrastuty, N. (2021). *Text Summarization in Multi Document Using Genetic Algorithm*. 15(4), 327–338.
- Indrayuni, E. (2019). Klasifikasi Text Mining Review Produk Kosmetik Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, 7(1), 29–36. <https://doi.org/10.31294/jki.v7i1.1>
- Isnain, A. R., Sintaro, S., & Ariany, F. (2021). *Penerapan Auto Pump Hand Sanitizer Berbasis Iot*. 2(2), 63–71.
- Lestari, G., & Savitri Puspaningrum, A. (2021). Sistem Pendukung Keputusan Pemberian Tunjangan Karyawan Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process (Ahp) Studi Kasus: Pt Mutiara Ferindo Internusa. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi (JTISI)*, 2(3), 38–48. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTISI>
- Nasution, M. R. A., & Hayaty, M. (2019). Perbandingan Akurasi dan Waktu Proses Algoritma K-NN dan SVM dalam Analisis Sentimen Twitter. *Jurnal Informatika*, 6(2), 226–235. <https://doi.org/10.31311/ji.v6i2.5129>
- Neneng, N., Puspaningrum, A. S., & Aldino, A. A. (2021). Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) Dan Local Binary Pattern (LBP). *SMATIKA JURNAL*, 11(01), 48–52.
- Nurkholis, A. (n.d.). *Model Pohon Keputusan Spasial untuk Evaluasi Kesesuaian Lahan*

- Bawang Putih*. Bogor Agricultural University (IPB).
- Nurkholis, A., Muhaqiqin, M., & Susanto, T. (2020). Analisis Kesesuaian Lahan Padi Gogo Berbasis Sifat Tanah dan Cuaca Menggunakan ID3 Spasial (Land Suitability Analysis for Upland Rice based on Soil and Weather Characteristics using Spatial ID3). *JUITA: Jurnal Informatika*, 8(2), 235–244.
- Nurkholis, A., & Nurkholis, A. (2021). *Prediction Model for Soybean Land Suitability Using C5.0 Algorithm*. 6(2), 163–171. <https://doi.org/10.15575/join.v6i2.711>
- Nurkholis, A., & Sitanggang, I. S. (2019). *A spatial analysis of soybean land suitability using spatial decision tree algorithm*. December, 65. <https://doi.org/10.1117/12.2541555>
- Nurkholis, A., & Sitanggang, I. S. (2020). Optimalisasi model prediksi kesesuaian lahan kelapa sawit menggunakan algoritme pohon keputusan spasial. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 8(3), 192–200.
- Nurkholis, A., Sitanggang, I. S., Annisa, & Sobir. (2021). Spatial decision tree model for garlic land suitability evaluation. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 10(3), 666–675. <https://doi.org/10.11591/ijai.v10.i3.pp666-675>
- Pajar, M., & Putra, K. (2021). *A Novel Method for Handling Partial Occlusion on Person Re-identification using Partial Siamese Network*. 12(7), 313–321.
- Pasaribu, A. F. O., Darwis, D., Irawan, A., & Surahman, A. (2019). Sistem informasi geografis untuk pencarian lokasi bengkel mobil di wilayah Kota Bandar Lampung. *Jurnal Tekno Kompak*, 13(2), 1–6.
- Redy Susanto, E., Admi Syarif, A. S., Muludi, K., & Wantoro, A. (2021). *Peer Review: Implementation of Fuzzy-based Model for Prediction of Thalassemia Diseases*.
- Riski, M., Alawiyah, A., Bakri, M., & Putri, N. U. (2021). Alat Penjaga Kestabilan Suhu Pada Tumbuhan Jamur Tiram Putih Menggunakan Arduino UNO R3. *Jurnal Teknik Dan Sistem Komputer*, 2(1), 67–79.
- Rusliyawati, Muludi, K., Syarif, A., & Wantoro, A. (2021). Implementation of Fuzzy-based Model for Prediction of Prostate Cancer. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012041>
- Samsugi, S., Neneng, N., & Aditama, B. (2018). *IoT: kendali dan otomatisasi si parmin (studi kasus peternak Desa Galih Lunik Lampung Selatan)*.
- Septilia, H. A., Parjito, P., & Styawati, S. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Pemberian Dana Bantuan menggunakan Metode AHP. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 34–41.
- Suaidah, S. (2021). Analisis Penerimaan Aplikasi Web Engineering Pelayanan Pengaduan Masyarakat Menggunakan Technology Acceptance Model. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 8(1), 299–311. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i1.600>
- Sucipto, A., Ahdan, S., & Abyasa, A. (2020). Usulan Sistem untuk Peningkatan Produksi Jagung menggunakan Metode Certainty Factor. *Prosiding-Seminar Nasional Teknik Elektro UIN Sunan Gunung Djati Bandung*, 478–488.
- Surahman, A., Octaviansyah, A. F., & Darwis, D. (2020). Ekstraksi Data Produk E-Marketplace Sebagai Strategi Pengolahan Segmentasi Pasar Menggunakan Web Crawler. *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, 9(1), 73–81.
- Susanto, E. R. (2021). Sistem Informasi Geografis (GIS) Tempat Wisata di Kabupaten Tanggamus. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 2(3), 125–135.
- Wantoro, A., Rusliyawati, R., & Wantoro, A. (2021). *Model sistem pendukung keputusan menggunakan FIS Mamdani untuk penentuan tekanan udara ban Decision support system model using FIS Mamdani for determining tire*. 9(November 2020), 56–63.

- <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13776>
- Wantoro, A., Syarif, A., Muludi, K., & Berawi, K. N. (2021). Fuzzy-Based Application Model and Profile Matching for Recommendation Suitability of Type 2 Diabetic. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 11(3), 1105–1116. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.11.3.12277>
- Yuliana, Y., Paradise, P., & Kusriani, K. (2021). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Ispa Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Web. *CSRID (Computer Science Research and Its Development Journal)*, 10(3), 127. <https://doi.org/10.22303/csrid.10.3.2018.127-138>
- Zulfa, L. I., & Suhartono. (2015). Peramalan Beban Listrik di Jawa Timur Menggunakan Metode ARIMA dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 4(1), 91–96.