

GENETIC FUZZY SYSTEM UNTUK KLASIFIKASI TUTUPAN LAHAN BERDASARKAN FOTO UDARA UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV)

Budi Darma Setiawan^{*1}, Alfi Nur Rusydi²

^{1,2} Universitas Brawijaya, Malang
Email: ¹s.budidarma@ub.ac.id, ²alfi.nurrusydi@ub.ac.id
^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 27 Juli 2023, diterima untuk diterbitkan: 07 Desember 2023)

Abstrak

Pengamatan terhadap tata letak sebuah wilayah, terutama wilayah berpenduduk, penting dilakukan untuk mengetahui perkembangan dan perubahan yang terjadi. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk pengamatan perkembangan suatu wilayah dari waktu ke waktu adalah dengan melihat perubahan tutupan lahan (*land cover*) secara spasial dengan menggunakan citra foto udara. Foto udara yang mencakup sebuah wilayah dianalisis dengan mengelompokkan jenis tutupan lahan atau dikenal dengan *land cover classification* (klasifikasi tutupan lahan). Metode klasifikasi yang digunakan adalah dengan *genetic fuzzy system*, yaitu metode klasifikasi dengan menggunakan sistem *fuzzy* yang aturannya dan fungsi keanggotaannya dioptimasi dengan menggunakan algoritma genetika. Proses metode ini terdiri dari dua tahap yaitu *training process*, untuk mencari aturan *fuzzy* yang baik, dan kemudian dilanjutkan dengan *tuning process*, yaitu proses untuk menggeser batasan nilai pada fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* yang digunakan. Input program ini adalah nilai *red* (R), *green* (G), dan *blue* (B) dari tiap pixel di dalam citra, dan outputnya adalah kelas pixel yang dikelompokkan (tanah, air, vegetasi, bangunan, dan jalan). Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai fitness tertinggi yang diperoleh adalah hingga 0.84 atau 84%.

Kata kunci: *algoritma genetika, tutupan lahan, drone, fuzzy system*

GENETIC FUZZY SYSTEM FOR LAND COVER CLASSIFICATION ON AERIAL IMAGERY TAKEN FROM UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV)

Abstract

Observation of the layout of an area, especially populated areas, is important to monitor what has been changed during the time period. To observe the development of an area from time to time, one approach that can be done is to observe land cover changes from above. Aerial imagery of an area is analyzed by grouping some subareas based on their land cover types or known as land cover classification. This study proposed the genetic fuzzy system to classify each pixel in the image. The genetic fuzzy system is a classification method using a fuzzy system whose membership function is optimized using a genetic algorithm. The process consists of two stages, namely the training process, to find good fuzzy rules, and then proceed with tuning processes, namely the process of shifting the value constraints on the membership function of the fuzzy set used. The input of this program is the red (R), green (G), and blue (B) values of each pixel in the image, and the output is the class in which the pixels are grouped (soil, water, vegetation, buildings, and roads). From the experimental results, the highest fitness value was obtained up to 0.84 or 84%.

Keywords: *genetic algorithm, land cover, drone, fuzzy system*

1. PENDAHULUAN

Pengamatan terhadap sebuah wilayah, terutama wilayah berpenduduk, penting dilakukan untuk mengetahui kesesuaian perkembangan yang terjadi di wilayah tersebut dengan perencanaan yang telah dilakukan. Ketidakesesuaian perkembangan dengan perencanaan akan menimbulkan berbagai permasalahan seperti kemacetan lalu lintas,

pemukiman kumuh, dan buruknya sanitasi. Kemampuan suatu wilayah untuk menyediakan, mengatur, dan mendukung pemeliharaan ekosistem melalui perencanaan sangat penting untuk kesehatan, keberlanjutan, dan ketahanan lingkungan suatu wilayah (Evans et al., 2022; Guo et al., 2020; Mundoli et al., 2017)

Perkembangan tata ruang suatu wilayah secara multitemporal dapat dilakukan dengan pengamatan dinamika perubahan tutupan lahan (*land cover*) (Lambin et al., 2001). Pengamatan detail tentang tutupan lahan ini dapat dilakukan dengan menganalisis citra foto udara yang dihasilkan oleh Unmanned Aerial Vehicle (UAV) (Kariminejad et al., 2023; Villoslada Peciña et al., 2021). Analisis diawali dengan mengenali/mengklasifikasi segmen-segmen area pada citra tersebut berdasarkan jenis tutupan lahannya. Proses ini dikenal dengan proses klasifikasi tutupan lahan (*land cover classification*) (Fang et al., 2022).

Klasifikasi citra ini dapat dilakukan pada level piksel. Tiap piksel di dalam citra akan diklasifikasikan ke dalam kelas tertentu (Zhang et al., 2023). Fitur yang lazim digunakan saat melakukan klasifikasi pixel dalam citra adalah nilai intensitas warna merah (*red / R*), hijau (*green / G*), dan biru (*blue / B*) (Jeffrey Kuo et al., 2023). Permasalahan yang muncul dalam kasus klasifikasi tutupan lahan pada foto udara dengan menggunakan fitur-fitur ini adalah nilai intensitas R, G, dan B pada masing-masing kelas tutupan lahan tidak sepenuhnya unik antara kelas tutupan lahan yang satu dengan yang lainnya (Setiawan and Subanar, 2010). Ada overlap pada beberapa nilai fitur antara kelas satu dengan kelas lainnya. Hal ini mengakibatkan proses klasifikasi tidak mudah untuk dilakukan.

Logika fuzzy dapat mengatasi permasalahan-permasalahan dengan nilai-nilai yang memiliki sifat demikian. Penelitian (Johann et al., 2021) menunjukkan bahwa sistem inferensi dengan memanfaatkan logika fuzzy hingga saat ini masih relevan digunakan untuk mengatasi keaburan batas nilai antara fitur satu dengan lainnya. Permasalahan inferensi dapat diselesaikan dengan baik, dengan menggunakan fungsi himpunan keanggotaan yang tepat. Kendala yang terjadi adalah bagaimana menemukan fungsi batas-batas keanggotaan yang tepat yang dapat membagi jangkauan tiap-tiap fitur secara optimal. Otomatisasi dapat dilakukan dengan metode optimasi seperti algoritma genetika. Algoritma genetika memiliki sifat metaheuristik dan stokastik yang memungkinkan algoritma ini menemukan solusi dengan cukup cepat (Jamali, 2021). Penerapan gabungan antara Logika Fuzzy dan Algoritma Genetika sesuai untuk menyelesaikan permasalahan ini (Jayaram and Chandana, 2023).

Tujuan penelitian ini adalah melakukan investigasi performa algoritma genetika fuzzy untuk melakukan klasifikasi tutupan lahan dan menganalisis performa metode tersebut. Piksel-piksel dalam citra akan diklasifikasikan ke dalam salah satu dari lima kelas antara lain: “vegetasi”, “air”, “tanah”, “jalan”, dan “bangunan”. Pada penelitian ini aturan fuzzy dan fungsi keanggotaan fuzzy akan dihasilkan dengan menggunakan algoritma genetika. Selain itu, berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan citra dari Google Earth yang sudah

tidak murni (karena sudah melalui banyak *pre-processing*), penelitian ini berfokus pada penggunaan dataset yang diambil dari drone dengan jarak yang relatif lebih dekat dan *pre-processing* citra dilakukan dengan hati-hati tanpa mengubah meta data sehingga nilai RGB asli tidak berubah.

2. KAJIAN PUSTAKA

2.1. Klasifikasi Tutupan Lahan

Pengamatan dengan melakukan klasifikasi tutupan lahan sudah dilakukan sejak lama dan dijadikan acuan untuk pengamatan lingkungan, seperti misalnya pemetaan risiko banjir (Belcore et al., 2022), pengamatan wilayah hutan (Devi and Shimrah, 2021), dan pengamatan daerah kumuh (Liu et al., 2019).

Data geospasial merupakan sumber data yang penting untuk pengamatan tutupan lahan (San Martin Saldias et al., 2022). Metode yang dapat digunakan untuk akuisisi data geospasial, meliputi: (1) pengukuran konvensional dengan menggunakan GPS; (2) penggunaan wahana tanpa awak yaitu *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) atau yang populer dengan drone; dan (3) penggunaan satelit (Ramdani, 2017). Salah satu jenis data geospasial yang dapat digunakan untuk analisis wilayah, terutama untuk *land cover classification* adalah data citra penginderaan jauh atau yang dikenal dengan *remote sensing images* (RSI) (Da Ponte et al., 2017; San Martin Saldias et al., 2022; Wulder et al., 2018). Citra penginderaan jauh dapat diperoleh dengan menggunakan UAV atau satelit. Perbedaan keduanya terletak pada ketinggian terbang, resolusi spasial dan cakupan luas area pengamatan. UAV dapat terbang lebih rendah, sehingga cakupan area pengamatan lebih sempit dan detail, sehingga resolusi spasial citra yang dihasilkan dapat lebih tinggi dibandingkan citra satelit (Nguyen et al., 2022; Van Vinh, 2023; Xu et al., 2023). Pengamatan tutupan lahan pada wilayah yang luas sebenarnya dapat dilakukan secara manual (Kosasih et al., 2019), namun hal ini membutuhkan waktu akuisisi dan pengolahan data yang sangat lama. Metode yang dapat melakukan analisis secara otomatis diperlukan untuk menangani keterbatasan tersebut.

Beberapa penelitian sudah dilakukan untuk menganalisis data RSI baik yang diakuisisi melalui satelit, maupun UAV. Salah satu penelitian yang pernah dilakukan adalah penelitian untuk melakukan klasifikasi lahan dengan menggunakan data yang diambil secara acak dari Google Earth. Fitur yang digunakan adalah nilai RGB dari masing-masing piksel gambar. Masing-masing piksel dilatih dan diklasifikasikan ke dalam beberapa kelas dengan menggunakan Genetic Fuzzy System (Setiawan and Subanar, 2010). Kelemahan penelitian ini terletak pada data yang diambil langsung dari Google Earth dan telah mengalami *pre-processing* sebelum ditampilkan pada aplikasi, sehingga nilai asli pada citra satelitnya telah berubah. Proses akuisisi dari

Google Earth yang dilakukan juga menggunakan metode tangkapan layar secara manual, sehingga informasi nilai RGB yang digunakan bukan lagi nilai RGB yang asli, tetapi telah mengalami perubahan yang signifikan. Meskipun demikian, hasil yang diperoleh pada penelitian tersebut sudah cukup baik dan dengan sedikit perbaikan, serta diharapkan hasilnya bisa lebih meningkat. Penelitian lainnya yaitu oleh (Lestari et al., 2021) yang menggunakan citra infrared dari citra satelit Landsat 8 OLI/TIRS. Namun penelitian ini juga menyebutkan kelemahan dari penggunaan infrared yaitu sulit untuk mengkalifikasi daerah yang tutupan lahannya heterogen.

Penelitian ini menguji kembali performa metode genetic fuzzy system dengan menggunakan data hasil foto udara dari UAV dengan menggunakan fitur RGB. Tantangan dari penggunaan foto udara dengan UAV dibandingkan dengan citra satelit adalah resolusi yang semakin tinggi (Xu et al., 2023). Tingginya resolusi membutuhkan lebih banyak piksel sebagai data training (Mokarrama and Hojati, 2018). Banyaknya data training yang digunakan akan mempengaruhi performa algoritma, sehingga perlu ada optimasi (Guerrero et al., 2022; Sun et al., 2020).

Dalam dekade terakhir, penggunaan *deep learning* sangat pesat untuk melakukan klasifikasi dan segmentasi terhadap citra, tidak terkecuali untuk memproses citra udara, seperti misalnya yang dilakukan pada penelitian (Patel et al., 2022). Kelemahan utama *deep learning* yang banyak diketahui orang adalah kebutuhan data latih yang sangat banyak untuk dapat melakukan klasifikasi dengan baik (Aghazadeh et al., 2023). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa sekitar 27000 data citra satelit dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Beberapa kasus, seperti pada penelitian (Li et al., 2022) pada citra penginderaan jauh dengan menggunakan Multi-Scale Fully Convolutional Network menunjukkan bahwa akurasi hasilnya tidak jauh berbeda dengan menggunakan metode lainnya.

2.2. Genetic Fuzzy System

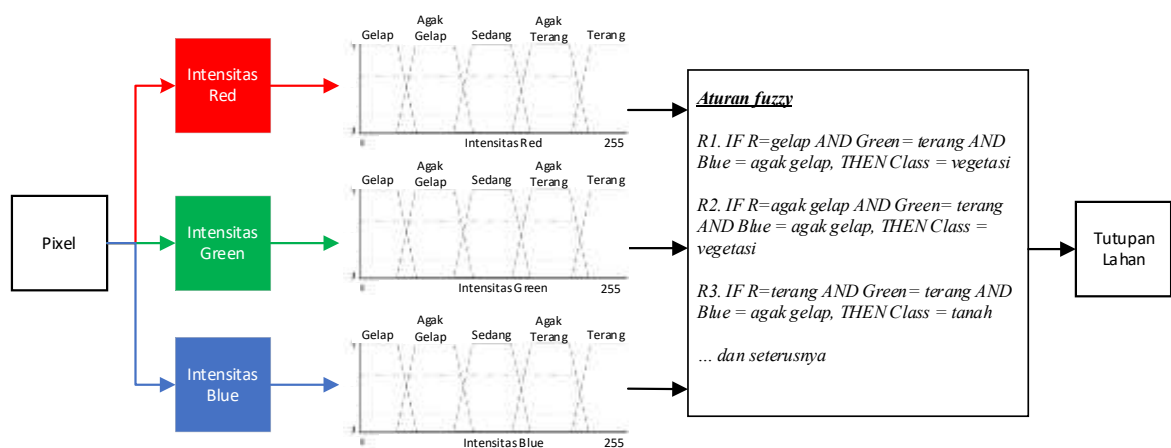
Genetic fuzzy rule-based system (sistem genetika fuzzy berbasis aturan) adalah sistem hibrid (gabungan) yang dibangun dari fuzzy rule-based system dan algoritma genetika (Canada-Bago, 2007). Penggabungan ini akan membuat sistem memiliki kemampuan untuk menyempurnakan pengetahuan (*knowledge*) dengan tujuan untuk mengoptimalkannya melalui proses tuning dan mempelajari pengetahuan.

Tujuan penggunaan algoritma genetika adalah untuk proses automasi langkah mendapatkan pengetahuan pada perancangan sistem fuzzy (Hoffmann, 2001), yang proses ini umumnya dilakukan melalui wawancara pakar/ahli atau observasi. Pengetahuan pada sistem fuzzy (*fuzzy knowledge base*) disusun dari sekumpulan aturan yang dikenal dengan *rule-base*.

Sistem genetika fuzzy dibedakan ke dalam dua langkah utama, yaitu *genetic tuning proses* dan *genetic learning process* (Hoffmann, 2001) *Genetic tuning process* adalah proses untuk mengoptimalkan performa dari aturan fuzzy yang sudah ada melalui pergeseran fungsi keanggotaannya. *Genetic learning process* adalah proses membangun aturan fuzzy secara otomatis. (Hoffmann, 2001).

3. METODE PENELITIAN

Metode klasifikasi tutupan lahan pada foto udara UAV adalah sistem fuzzy dengan nilai input berupa nilai intensitas R, G, dan B dari sebuah piksel. Sistem fuzzy mempunyai kumpulan himpunan fuzzy dan kumpulan aturan yang digunakan untuk menentukan kelas (Chen et al., 2022). Penelitian ini menerapkan 5 himpunan fuzzy dalam domain nilai R, sehingga lebih mudah diberi nama dengan linguitik variabel sebagai “gelap”, “agak gelap”, “sedang”, “agak terang”, dan “terang”. Cara yang sama diterapkan untuk domain nilai G dan B. Diagram klasifikasi dengan sistem Fuzzy dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Sistem Fuzzy untuk klasifikasi tutupan lahan

Himpunan-himpunan fuzzy tersebut kemudian digunakan dalam aturan fuzzy. Contoh aturan fuzzy adalah:

- R1. IF R=gelap AND Green= terang AND Blue = agak gelap, THEN Class = vegetasi
- R2. IF R=agak gelap AND Green= terang AND Blue = agak gelap, THEN Class = vegetasi
- R3. IF R=terang AND Green= terang AND Blue = agak gelap, THEN Class = tanah
- ... dan seterusnya

Penggunaan aturan dan himpunan fuzzy yang dimiliki akan membuat sebuah piksel input yang diketahui nilai R,G, dan B-nya dapat diklasifikasikan ke dalam salah satu kelas.

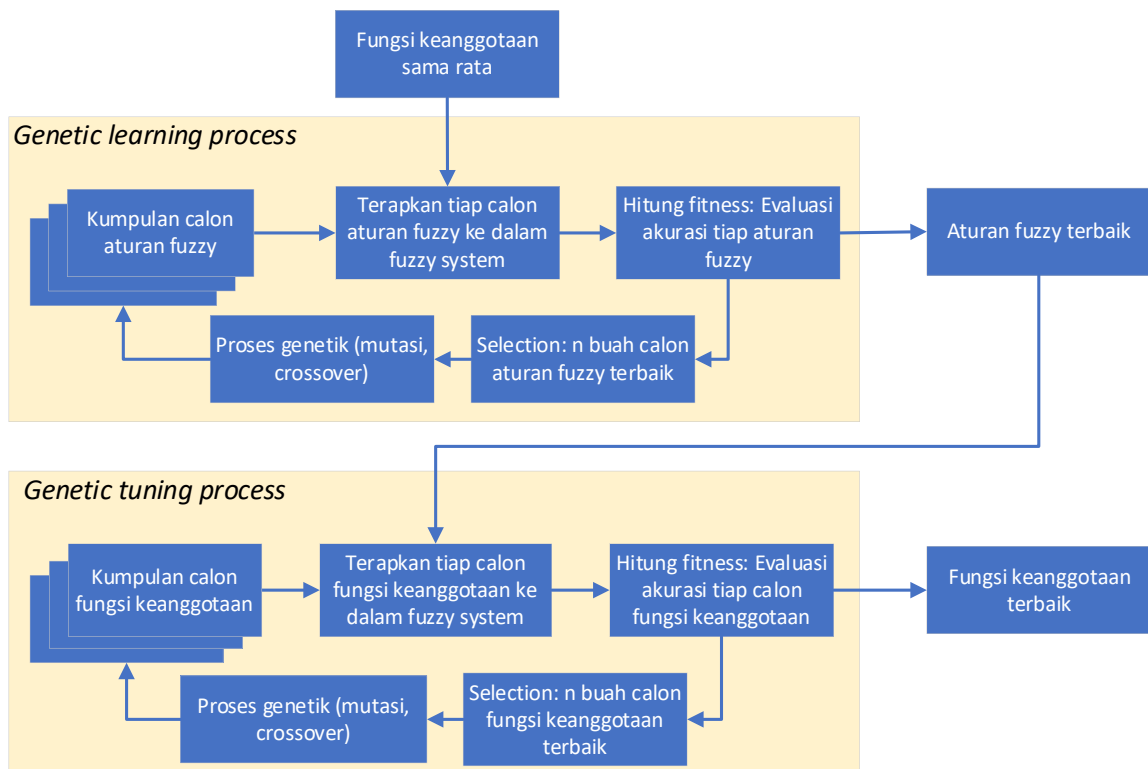
Kombinasi variable di dalam aturan fuzzy yang digunakan hanya sebagian dari sekian banyak kemungkinan kombinasi tersebut, yaitu yang representative terhadap studi kasusnya. Algoritma genetika digunakan untuk mencari aturan yang sesuai dengan kasus ini. Tahapan mencari aturan fuzzy ini dikenal dengan *genetic learning process* (Cordón et al., 2001). Saat mencari aturan, himpunan fuzzy yang digunakan dibuat dengan cara membagi masing-masing nilai domain Red, Green, dan Blue ke dalam interval yang sama rata untuk tiap himpunan.

Tahap setelah aturan-aturan ditemukan adalah melakukan penggeseran terhadap interval-interval pada tiap himpunan fuzzy. Tahapan ini dinamakan dengan *genetic tuning process* (Gulati and Pal, 2022). Diagram yang menggambarkan keseluruhan hubungan antar proses, mulai dari klasifikasi, *genetic*

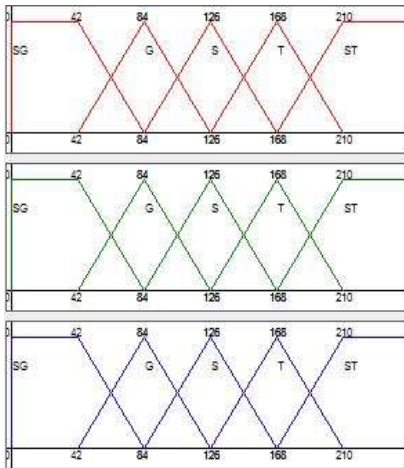
learning proses dan *genetic tuning proses*, dapat dilihat pada Gambar 2.

Calon aturan fuzzy awal dibuat secara acak pada *genetic learning process* dan fungsi keanggotaan yang digunakan pada tahap ini adalah fungsi keanggotaan yang sama rata (lihat Gambar 3). Kumpulan calon aturan fuzzy ini kemudian diterapkan pada sistem fuzzy dengan menggunakan data latih (piksel-piksel yang sudah terlabeli). Aturan fuzzy tersebut dievaluasi dengan menghitung akurasi sistem fuzzy-nya. Aturan fuzzy yang menghasilkan akurasi tinggi (*fitness* tinggi) menandakan aturan tersebut sesuai untuk kasus klasifikasi ini (Badola et al., 2023). Aturan fuzzy yang terbaik dipilih untuk diikuti dalam proses genetika, yaitu mutasi dan crossover.

Aturan fuzzy yang digunakan pada *genetic tuning process* adalah aturan fuzzy terbaik yang diperoleh pada *genetic learning process*. Fungsi keanggotaan disesuaikan pada tahap ini. Calon fungsi keanggotaan dihasilkan secara acak pada tahap awal, dengan batasan bahwa titik puncak tiap himpunan fuzzy tidak tumpang tindih artinya puncak SG < puncak G < puncak S < puncak T < puncak ST. (SG = Sangat Gelap, G=Gelap, S=Sedang, T=Terang, dan ST=Sangat Terang) (lihat gambar 3). Calon fungsi keanggotaan terbaik juga dicari dengan cara yang sama seperti saat mencari aturan fuzzy terbaik. Pada gambar 3, grafik berwarna merah, hijau, dan biru, secara berurutan menunjukkan fungsi keanggotaan Red (R), Green (G), dan Blue (B).



Gambar 2. Proses pembelajaran aturan fuzzy (*genetic learning process*) dan pembelajaran fungsi keanggotaan (*genetic tuning process*)



Gambar 3. Fungsi keanggotaan sama rata. Sumbu x menunjukkan intensitas pixel $[0,255]$, dan sumbu y menunjukkan derajat keanggotaan himpunan fuzzy $[0,1]$.

4. EKSPERIMEN

4.1. Akuisi data dan preprocessing data

Data digunakan sebagai bahan training dan ujicoba adalah data foto udara kampus Universitas Brawijaya yang diambil melalui UAV dengan ketinggian tertentu. Foto udara diambil pada siang hari agar pencahayaan obyek maksimal. Hasil akuisisi data tersebut akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih dan data uji diambil secara acak karena jumlah data (piksel citra) sangat banyak.

Data diakuisisi dengan menggunakan UAV DJI Phantom 4 yang dilengkapi dengan kamera resolusi 12 Megapiksel. Data diambil pada siang hari dengan cara menerbangkan UAV di atas lingkungan Universitas Brawijaya dengan ketinggian 200 meter dari permukaan tanah. Penggabungan dan pengolahan data foto-foto udara dilakukan dengan menggunakan software Agisoft. Gambar 4 menunjukkan hasil penggabungan data foto udara yang selanjutnya diambil beberapa bagian sebagai sampel. Sampel ini kemudian dijadikan data latih untuk menemukan kombinasi fungsi keanggotaan dan aturan fuzzy.

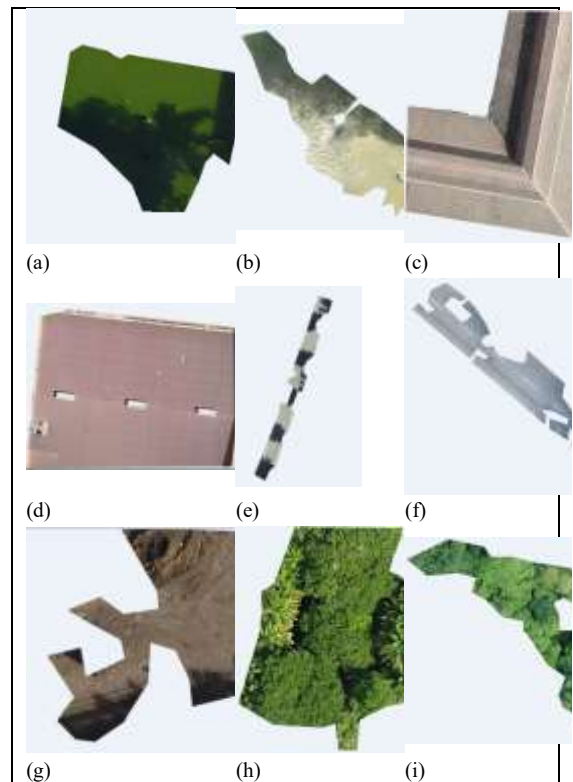
Beberapa data sampel yang diambil, dapat dilihat pada Gambar 5. Nilai intensitas R, G, dan B dari masing-masing piksel pada data sampel diambil dan disimpan ke dalam himpunan data latih bersama dengan nama kelasnya. Dari proses ini berhasil dikumpulkan 16625 titik pixel yang kemudian dibagi 2 yaitu 8000 pixel sebagai data uji dan sisanya 8625 pixel digunakan sebagai data training.

4.2. Proses Training

Proses training dilakukan dengan mengambil sampel dari data foto udara pada tahap sebelumnya, kemudian diberi label (bangunan, vegetasi, jalan/lahan kosong). Data dengan label tersebut kemudian digunakan untuk training aturan fuzzy dan tuning fungsi keanggotaan dengan menggunakan algoritma genetika.



Gambar 4. Foto Udara gabungan dari seluruh citra yang diambil dengan drone



Gambar 5 Hasil Pengambilan sampel; (a) dan (b) sampel untuk kelas air; (c) dan (d) sampel untuk kelas bangunan; (e) dan (f) sampel untuk kelas jalan; (g) sampel untuk kelas tanah; (h) dan (i) sampel untuk kelas vegetasi

Aplikasi untuk pengujian dikembangkan dengan menggunakan visual studio. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah C#. Aplikasi ini digunakan untuk melakukan training, tuning dan pengujian. Training dilakukan dengan memasukkan data latih yang sudah disimpan dalam database. Algoritma genetika dijalankan untuk mencari kombinasi aturan yang terbaik. Setiap individu/kromosom dalam setiap generasi dievaluasi dengan menggunakan nilai R, G, B, dan kelas pada data latih.

Tampilan aplikasi yang sudah dikembangkan dapat dilihat pada Gambar 6. Gambar 6 menunjukkan bahwa aplikasi terdiri dari beberapa bagian. Panel paling kiri adalah tempat untuk memasukkan parameter genetika dan tombol-tombol untuk menjalankan perintah training. Pada bagian tengah ditampilkan grafik fungsi keanggotaan untuk nilai R, G, dan B, secara berurutan dari atas ke bawah. Grafik-grafik ini dihasilkan dari proses tuning. Bagian paling kanan adalah kumpulan aturan fuzzy yang dihasilkan dari pelatihan.

Percobaan dilakukan beberapa kali untuk mengukur performa algoritma genetika untuk melakukan learning dan tuning. Pengujian jumlah iterasi dilakukan dengan menggunakan parameter genetika lainnya sebagai berikut:

- Jumlah himpunan fuzzy = 5;
- Rasio crossover (rc) = 0,3;
- Rasio mutasi (rm) = 0.15;
- Jumlah individu = 30;

5. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian untuk proses training sekaligus tuning dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2. Percobaan yang sudah dilakukan menunjukkan

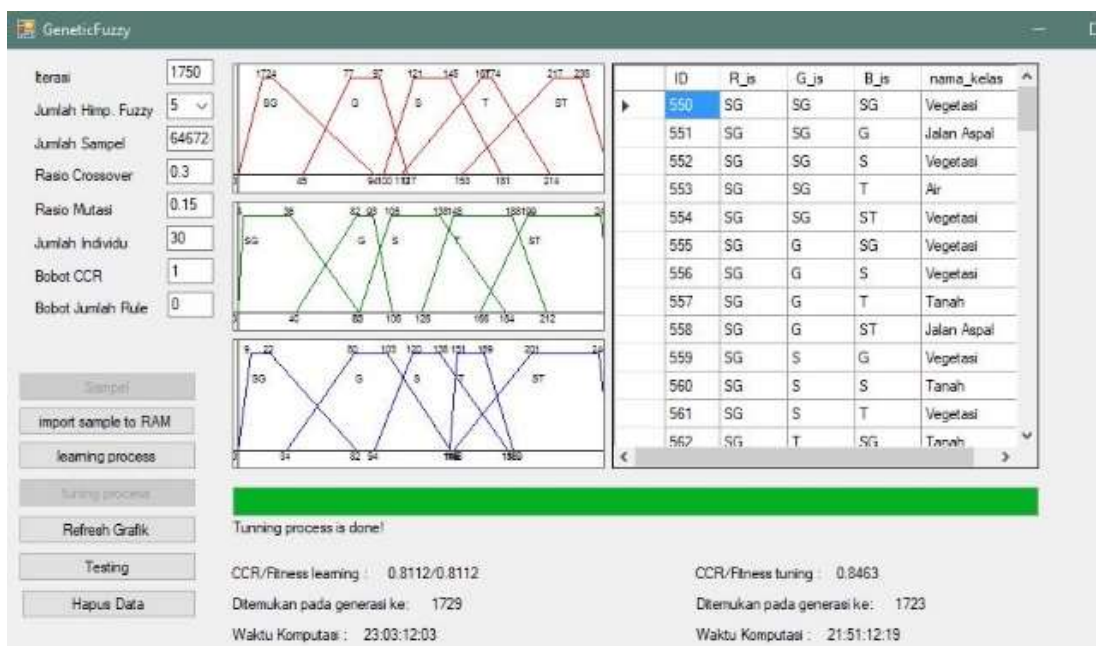
bahwa semakin tinggi jumlah generasi yang digunakan, semakin banyak kesempatan algoritma genetika untuk menemukan solusi yang lebih baik. Konsekuensinya adalah waktu pemrosesan yang diperlukan menjadi semakin lama. Besarnya peningkatan nilai *fitness* saat proses training pada beberapa generasi dapat dilihat pada grafik sebagaimana yang ditunjukkan oleh Gambar 7.

Gambar 7 menunjukkan bahwa peningkatan nilai *fitness* terjadi pada generasi-generasi awal hingga melewati 0.8 pada generasi 927, dan sejak generasi 724 sebenarnya peningkatan yang diberikan pada tiap generasi tidak terlalu banyak.

Proses tuning dilakukan langsung setelah proses training, sehingga bila dibandingkan nilai *fitness* setelah training, dan setelah tuning, terlihat ada peningkatan. Perbandingannya dapat dilihat pada tabel 3. Persentase peningkatan didapatkan dari perbandingan selisih *fitness* sebelum dan sesudah di-tuning, dibagi dengan *fitness* sebelum di-tuning. Dari hasil ini, didapatkan peningkatan rata-rata sebesar 8.15%.

Tabel 1. Hasil Pengujian jumlah generasi pada *genetic learning process*

Jumlah Generasi yang digunakan	Individu terbaik ditemukan pada generasi ke-	Waktu yang diperlukan	Fitness
50	43	00:43:24	0.5684
500	441	04:39:37	0.6141
1000	962	22:38:59	0.7946
1750	1729	23:03:12	0.8112



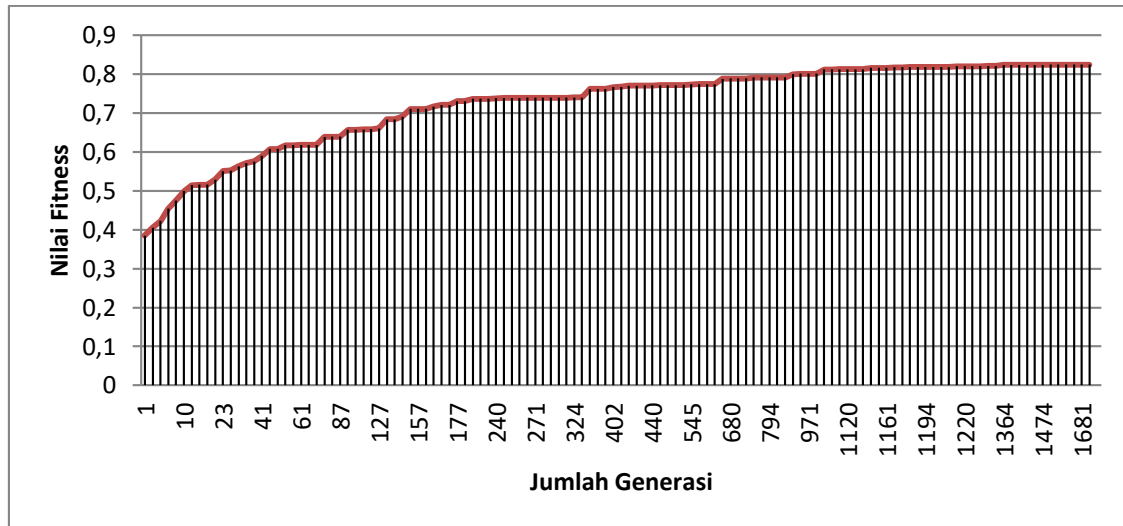
Gambar 6. Tampilan Aplikasi pengujian

Tabel 2. Hasil Pengujian jumlah generasi pada *genetic tuning process*

Jumlah Generasi yang digunakan	Individu terbaik ditemukan pada generasi ke-	Waktu yang diperlukan	Fitness
50	32	00:44:02	0.6359
500	433	04:30:28	0.6928
1000	709	21:12:16	0.8230
1750	1723	21:51:12	0.8463

Tabel 3. Perbandingan nilai fitness (akurasi) sebelum dan sesudah *genetic tuning process*

Jumlah generasi	Fitness setelah <i>genetic learning process</i>	Fitness setelah <i>genetic tuning process</i>	Peningkatan
50	0.5684	0.6359	11.88%
500	0.6141	0.6928	12.82%
1000	0.7946	0.8230	3.57%
1750	0.8112	0.8463	4.33%



Gambar 7. Peningkatan nilai fitness pada tiap generasi

6. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil penelitian antara lain: setelah melalui proses training dan tuning, algoritma ini menghasilkan nilai akurasi terhadap data latih hingga mencapai 0.8463 atau 84,63%. Angka ini diperoleh dari nilai *fitness* pada percobaan dengan menggunakan 1750 generasi pada tiap proses training dan tuning. Jumlah generasi yang besar memberikan kesempatan algoritma genetika untuk masih terus menemukan solusi terbaik, namun membutuhkan waktu yang lebih lama. Penemuan solusi terbaik berakselerasi cukup cepat pada generasi-generasi awal, namun melambat pada generasi-generasi besar.

Proses tuning memberikan peningkatan ketepatan klasifikasi sebesar 3% hingga 12% dari aturan yang dihasilkan dari proses training.

Sistem ini masih memiliki kelemahan, yaitu waktu komputasi yang cukup lama, dikarenakan jumlah data training yang cukup besar. Sebuah mekanisme diperlukan untuk mereduksi jumlah data training, namun tetap mempertahankan, atau bahkan meningkatkan akurasi. Keberagaman dataset juga dapat ditingkatkan dengan menggunakan cakupan lahan yang lebih luas. Berikutnya ketika penambahan data dilakukan, tentu diperlukan proses retraining aturan dan fungsi keanggotaan agar akurasi dan performanya tetap terjaga.

DAFTAR PUSTAKA

- AGHAZADEH, F., GHASEMI, M., KAZEMI GARAJEH, M., FEIZIZADEH, B., KARIMZADEH, S., MORSALI, R., 2023. An integrated approach of deep learning convolutional neural network and google earth engine for salt storm monitoring and mapping. *Atmos Pollut Res* 14, 101689. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apr.2023.101689>
- BADOLA, S., MISHRA, V.N., PARKASH, S., PANDEY, M., 2023. Rule-based fuzzy inference system for landslide susceptibility mapping along national highway 7 in Garhwal Himalayas, India. *Quaternary Science Advances* 11, 100093. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.qsa.2023.100093>
- BELCORE, E., PIRAS, M., PEZZOLI, A., 2022. Land Cover Classification from Very High-Resolution UAS Data for Flood Risk Mapping. *Sensors* 2022, Vol. 22, Page 5622 22, 5622. <https://doi.org/10.3390/S22155622>
- CANADA-BAGO, J., 2007. From a genetic fuzzy rule-based system to a intelligent sensor network. 2007 International Conference on Sensor Technologies and Applications, *SENSORCOMM 2007, Proceedings* 373–377.

- <https://doi.org/10.1109/SENSORCOMM.2007.4394950>
- CHEN, P., HUANG, H., SHI, W., 2022. Reference-free method for investigating classification uncertainty in large-scale land cover datasets. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 107, 102673. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102673>
- CORDÓN, O., HERRERA, F., MAGDALENA, L., VILLAR, P., 2001. A genetic learning process for the scaling factors, granularity and contexts of the fuzzy rule-based system data base. *Inf Sci (N Y)* 136, 85–107. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0020-0255\(01\)00143-8](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0020-0255(01)00143-8)
- DA PONTE, E., MACK, B., WOHLFART, C., RODAS, O., FLECKENSTEIN, M., OPPELT, N., DECH, S., KUENZER, C., 2017. Assessing Forest Cover Dynamics and Forest Perception in the Atlantic Forest of Paraguay, Combining Remote Sensing and Household Level Data. *Forests*. <https://doi.org/10.3390/f8100389>
- DEVI, A.R., SHIMRAH, T., 2021. Assessment of land use and land cover and forest fragmentation in traditional landscape in Manipur, Northeast India. *International Journal of Environmental Science and Technology* 19, 10291–10306.
- EVANS, D.L., FALAGÁN, N., HARDMAN, C.A., KOURMPETLI, S., LIU, L., MEAD, B.R., DAVIES, J.A.C., 2022. Ecosystem service delivery by urban agriculture and green infrastructure – a systematic review. *Ecosyst Serv* 54, 101405. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2022.101405>
- FANG, F., ZENG, L., LI, S., ZHENG, D., ZHANG, J., LIU, Y., WAN, B., 2022. Spatial context-aware method for urban land use classification using street view images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 192, 1–12. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.07.020>
- GUERRERO, C., LERA, I., JUIZ, C., 2022. Genetic-based optimization in fog computing: Current trends and research opportunities. *Swarm Evol Comput* 72, 101094. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.swevo.2022.101094>
- GULATI, S., PAL, A., 2022. Tuning fuzzy logic controller with SGWO for river water quality modelling. *Mater Today Proc* 54, 733–737. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.10.467>
- GUO, Y., ZHENG, H., WU, T., WU, J., ROBINSON, B.E., 2020. A review of spatial targeting methods of payment for ecosystem services. *Geography and Sustainability* 1, 132–140. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geosus.2020.04.001>
- HOFFMANN, F., 2001. Evolutionary algorithms for fuzzy control system design. *Proceedings of the IEEE* 89, 1318–1333. <https://doi.org/10.1109/5.949487>
- JAMALI, A., 2021. Improving land use land cover mapping of a neural network with three optimizers of multi-verse optimizer, genetic algorithm, and derivative-free function. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science* 24, 373–390. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2020.07.001>
- JAYARAM, M.A., CHANDANA, M., 2023. Design of flexible pavements through fuzzy inference system with genetic algorithm optimized rule base. *International Journal of Transportation Science and Technology*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijst.2023.03.001>
- JEFFREY KUO, C.-F., CHEN, S.-H., HUANG, C.-Y., 2023. Automatic detection, classification and localization of defects in large photovoltaic plants using unmanned aerial vehicles (UAV) based infrared (IR) and RGB imaging. *Energy Convers Manag* 276, 116495. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116495>
- JOHANN, G., DOS SANTOS, C.S., MONTANHER, P.F., PAES DE OLIVEIRA, R.A., CARNIEL, A.C., 2021. Applying Fuzzy Inference Systems in the Extraction of Chia Cake Extract: Predicting the Mass Yield. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems 2021-July*. <https://doi.org/10.1109/FUZZ45933.2021.9494541>
- KARIMINEJAD, N., SEPEHR, A., POESEN, J., HASSANLI, A., 2023. Combining UAV remote sensing and pedological analyses to better understand soil piping erosion. *Geoderma* 429, 116267. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.116267>
- KOSASIH, D., BUCE SALEH, M., BUDI PRASETYO, L., 2019. Visual and Digital Interpretations for Land Cover Classification in Kuningan District, West Java. *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia* vol. 24, no. 2, pp. 101–108.
- LAMBIN, E.F., TURNER, B.L., GEIST, H.J., AGBOLA, S.B., ANGELSEN, A., BRUCE, J.W., COOMES, O.T., DIRZO, R., FISCHER, G., FOLKE, C., GEORGE, P.S., HOMEWOOD, K., IMBERNON, J., LEEMANS, R., LI, X., MORAN, E.F., MORTIMORE, M., RAMAKRISHNAN, P.S., RICHARDS, J.F., SKÅNES, H., STEFFEN, W., STONE, G.D., SVEDIN, U., VELDKAMP, T.A., VOGEL, C., XU, J., 2001. The causes of land-use and land-cover change:

- moving beyond the myths. *Global Environmental Change* 11, 261–269. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(01\)00007-3](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0959-3780(01)00007-3)
- LESTARI, N.A., RIDWAN, I., FAHRUDDIN, F., 2021. Identifikasi Penggunaan Lahan Menggunakan Metode Klasifikasi Maksimum Likelihood Pada Citra Satelit Landsat 8 OLI/TIRS Di Kabupaten Lamandau Provinsi Kalimantan Selatan Tengah. *Jurnal Natural Scientiae* vol. 1, no. 1, pp. 29–34.
- LI, R., ZHENG, S., DUAN, C., WANG, L., ZHANG, C., 2022. Land cover classification from remote sensing images based on multi-scale fully convolutional network. <http://www.tandfonline.com/action/journalInformation?show=aimsScope&journalCode=tgsi20#.VsXpLiCLRhE> 25, 278–294. <https://doi.org/10.1080/10095020.2021.2017237>
- LIU, R., KUFFER, M., PERSELLO, C., 2019. The Temporal Dynamics of Slums Employing a CNN-Based Change Detection Approach. *Remote Sensing* 2019, Vol. 11, Page 2844 11, 2844. <https://doi.org/10.3390/RS11232844>
- MOKARRAMA, M., HOJATI, M., 2018. Landform classification using a sub-pixel spatial attraction model to increase spatial resolution of digital elevation model (DEM). *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science* 21, 111–120. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.11.005>
- MUNDOLI, S., UNNIKRISHNAN, H., NAGENDRA, H., 2017. The “Sustainable” in smart cities: ignoring the importance of urban ecosystems. *DECISION* 44, 103–120. <https://doi.org/10.1007/s40622-017-0152-x>
- NGUYEN, K.K., MASARACCHIA, A., SHARMA, V., POOR, H. V., DUONG, T.Q., 2022. RIS-Assisted UAV Communications for IoT With Wireless Power Transfer Using Deep Reinforcement Learning. *IEEE J Sel Top Signal Process* 16, 1086–1096. <https://doi.org/10.1109/JSTSP.2022.3172587>
- PATEL, S., GANATRA, N., PATEL, R., 2022. Multi-level Feature Extraction for Automated Land Cover Classification using Deep CNN with Long Short-Term Memory Network. 2022 6th International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI 2022 - Proceedings 1123–1128. <https://doi.org/10.1109/ICOEI53556.2022.9777148>
- RAMDANI, F., 2017. Pengantar Ilmu Geoinformatika. UB Press, Malang.
- SAN MARTIN SALDIAS, D., AGUAYO, L.G., WALLACE, L., REINKE, K., MCLENNAN, B., 2022. Perceptions of land use and land cover analysed using geospatial data. *Applied Geography* 146, 102757. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2022.102757>
- SETIAWAN, B.D., SUBANAR, 2010. Color pixel classification using genetic fuzzy system: Case study on earth surface classification | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore, in: 2010 International Conference on Distributed Framework for Multimedia Applications (DFmA). IEEE, Jogjakarta, pp. 1–6.
- SUN, D., WEN, H., WANG, D., XU, J., 2020. A random forest model of landslide susceptibility mapping based on hyperparameter optimization using Bayes algorithm. *Geomorphology* 362, 107201. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2020.107201>
- VAN VINH, N., 2023. Performance enhancement of nonorthogonal multiple access systems by multiple UAVs and RISs. *Digit Signal Process* 140, 104136. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.dsp.2023.104136>
- VILLOSLADA PECIÑA, M., BERGAMO, T.F., WARD, R.D., JOYCE, C.B., SEPP, K., 2021. A novel UAV-based approach for biomass prediction and grassland structure assessment in coastal meadows. *Ecol Indic* 122, 107227. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107227>
- WULDER, M.A., COOPS, N.C., ROY, D.P., WHITE, J.C., HERMOSILLA, T., 2018. Land cover 2.0. *Int J Remote Sens* 39, 4254–4284. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1452075>
- XU, A., WANG, F., LI, L., 2023. Vegetation information extraction in karst area based on UAV remote sensing in visible light band. *Optik (Stuttg)* 272, 170355. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2022.170355>
- ZHANG, H.K., ROY, D.P., LUO, D., 2023. Demonstration of large area land cover classification with a one dimensional convolutional neural network applied to single pixel temporal metric percentiles. *Remote Sens Environ* 295, 113653. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113653>

Halaman ini sengaja dikosongkan.