

Klasifikasi Begonia Brevirimosa Dan Begonia Lugrae Menggunakan Metode Fraktal Dan Decision Tree

1st Oka Khifdil Lisanah
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

oktalisa@student.telkomuniversity.ac.i
d

2nd Jangkung Raharjo
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.i
d

3rd Sutomo
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

tommo.murdoch@gmail.com

Abstrak — Indonesia merupakan rumah bagi beragam flora dan fauna. Begonia merupakan salah satu jenis flora yang terdapat di Indonesia. Begonia adalah bunga dengan banyak spesies; ada lebih dari 1700 di dunia dan jumlahnya terus bertambah. Begonia, di sisi lain, merupakan tanaman langka, sehingga perlu dikembangkan sistem yang dapat mengidentifikasi jenis Begonia dengan cepat dan andal. Setiap spesies Begonia memiliki pola daun yang unik. Pada penelitian ini, peneliti menerapkan algoritma decision tree untuk mengkategorikan jenis Begonia dengan pola daun yang diperoleh dengan metode box counting. Dengan mengukur tingkat kesamaan diri yang diamati pada skala yang berbeda, analisis fraktal digunakan untuk mengekstraksi karakteristik dari struktur tanaman seperti bentuk daun dan bentuk kelopak. Atribut ini kemudian digunakan untuk membangun pohon keputusan untuk klasifikasi tanaman fisik.

Kata kunci : Begonia, Decision Tree, Box Counting.

I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang kaya jenis flora dan faunanya. Salah satu jenis flora di Indonesia adalah dari marga *Begonia*. *Begonia* merupakan tanaman bunga yang memiliki spesies yang sangat besar, lebih dari 1700 spesies tanaman ini sudah ditemukan dan terus bertambah seiring berjalannya waktu [1]. Jenis *Begonia* yang banyak dijumpai di Indonesia di antaranya adalah jenis *Begonia brevirimosa* dan jenis *Begonia lugrae*. Di sisi lain, habitat alam *Begonia* semakin tergerus sehingga sebagian jenis *Begonia* menjadi langka [2]. Dengan semakin berkurangnya habitat alam dari *Begonia* itu sendiri menyebabkan perlunya dibentuk sistem yang mampu mengklasifikasikan tanaman *Begonia* agar dapat dikonservasi lebih cepat. Proses klasifikasi tersebut dapat dilakukan dengan algoritma *machine learning* salah satunya dengan menggunakan *decision tree*. *Begonia* yang memiliki beragam karakteristik [3] dapat diklasifikasikan dengan *decision tree*.

Namun, performa algoritma *machine learning* ini sangat tergantung dari ciri yang digunakan sebagai masukan algoritma tersebut. Klasifikasi dengan dapat dilakukan dengan memanfaatkan ciri bentuk dan tekstur yang merupakan ciri utama dari identifikasi tanaman [4]. *Begonia* yang memiliki karakteristik daun yang berbeda-beda [5] dapat diklasifikasikan dengan menggunakan ciri dari bentuk daun *Begonia* tersebut. Ciri tersebut dapat diperoleh dengan metode ekstraksi ciri fraktal. Metode tersebut merupakan metode yang memanfaatkan bentuk geometri dari citra daun yang

dimasukkan sehingga diperoleh ciri yang mewakili bentuk dan tekstur *Begonia*.

Pada Tugas Akhir ini, metode yang digunakan adalah Fraktal dan *Decision Tree*. Fraktal memiliki makna pecahan atau ketidakteraturan. Ini merupakan metode yang dapat digunakan untuk memodelkan representasi dari citra fenomena alam, objek alam, dan lain-lainnya. Fenomena-fenomena tersebut dapat dirangkum menjadi suatu ciri dengan menggunakan dimensi fraktal. Salah satu metode untuk mencari dimensi fraktal yaitu dengan metode *box counting*. Metode ini memiliki kemampuan untuk mengestimasi kompleksitas dari suatu ciri spasial. Metode ini menutupi setiap ciri dengan sebuah *box*[12]. *Decision tree* adalah salah satu algoritma *machine learning* yang dapat digunakan sebagai sarana untuk mengklasifikasi. *Decision tree* bekerja dengan membentuk pohon keputusan berdasarkan data dan label yang diberikan. *Decision tree* membagi setiap nilai dalam setiap *attribute* pada data yang diberikan ke dalam cabang-cabang hingga diperoleh keputusan akhir dari pohon keputusan yang dibentuk.

II. KAJIAN TEORI

A. Tanaman Begonia

Tanaman *Begonia* adalah ragam tanaman hias yang memiliki beragam jenis dan tersebar diseluruh dunia. *Begonia* dapat dikelompokkan secara umum menjadi dua kategori, *Begonia* eksotik dan *Begonia* alam. *Begonia* alam merupakan *Begonia* yang ditemukan dari hasil penelusuran di hutan Indonesia, sedangkan *Begonia* eksotik merupakan *Begonia* yang bukan berasal dari alam namun merupakan hasil perkawinan silang menggunakan berbagai teknologi.

Begonia ini memiliki dua sub-spesies yaitu *B. brevirimosa* *Irmsch. susp. Brevirimosa*, dan *B. brevirimosa subsp. Exotica Tebbitt*. *B. brevirimosa* *Irmsch. susp. Brevirimosa* memiliki ciri daun yang berbentuk bundar telur(ovate-elliptic) yang memiliki panjang sebesar 14-16 cm dan lebar 7-8 cm, tangkai jenis ini hanya sepanjang 3 cm, warna dasar daunnya adalah hijau loreng dengan spot bertotol merah diantara tulang daun. Sedangkan *B. brevirimosa subsp. Exotica Tebbitt*, memiliki perbedaan pada warna dasar daunnya yang berwarna ungu atau merah muda dengan tonjolan dengan corak loreng hijau-garis merah. [3]

1. *Begonia brevirimosa*

Begonia ini memiliki dua sub-spesies yaitu *B. brevirimosa* *Irmsch. susp. Brevirimosa*, dan *B. brevirimosa subsp. Exotica Tebbitt*. *B. brevirimosa Irmsch. susp. Brevirimosa* memiliki ciri daun yang berbentuk bundar telur (ovate-elliptic) yang memiliki panjang sebesar 14-16 cm dan lebar 7-8 cm, tangkai jenis ini hanya sepanjang 3 cm, warna dasar daunnya adalah hijau loreng dengan spot bertotol merah diantara tulang daun. Sedangkan *B. brevirimosa subsp. Exotica Tebbitt*, memiliki perbedaan pada warna dasar daunnya yang berwarna ungu atau merah muda dengan tonjolan dengan corak loreng hijau-garis merah. [3]

2. *Begonia lugrae*

Begonia lugrae merupakan jenis *Begonia* yang hanya ditemukan di Pulau Bali. Nama *lugrae* digunakan sebagai penghormatan untuk kepala Kebun Raya Bali saat itu I Nyoman Lugrayasa. *Begonia* ini memiliki ciri stipula yang asimetris dengan perpanjangan berdaging, tepi daun subentire (tidak bergelombang), lamina daun yang lebih besar (14–16,5 × 12–15 cm), dan tangkainya lebih pendek dari tangkai daun. [1]

B. Metode Fraktal

Fraktal adalah teknik pemisahan yang dilakukan dengan cara tertentu. Mengurai gambar masukan menjadi serangkaian gambar dalam format digital 0 dan 1 yang nilainya ditentukan berdasarkan jumlah area menggunakan pengukuran. Fraktal untuk memperkirakan dan menghitung kompleksitas pola dalam suatu gambar [10].

Fraktal memiliki makna pecahan atau ketidakteraturan. Ini merupakan metode yang dapat digunakan untuk memodelkan representasi dari citra fenomena alam, objek alam, dan lain-lainnya. Fenomena-fenomena tersebut dapat dirangkum menjadi suatu ciri dengan menggunakan dimensi fraktal. Salah satu metode untuk mencari dimensi fraktal yaitu dengan metode *box counting*. Metode ini memiliki kemampuan untuk mengestimasi kompleksitas dari suatu ciri spasial. Metode ini menutupi setiap ciri dengan sebuah *box* [12].

C. Decision Tree

Decision tree adalah salah satu algoritma *machine learning* yang dapat digunakan sebagai sarana untuk mengklasifikasi.

D. K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation, metode statistik yang berguna untuk mengestimasi performa model *machine learning* dalam melakukan pembelajaran.

E. Confusion Matric

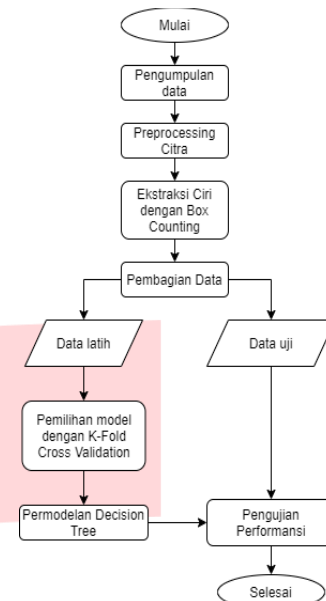
Confusion Matrix merupakan metode yang digunakan sebagai cara untuk melakukan evaluasi terhadap proses klasifikasi. Metode ini akan membandingkan hasil prediksi *classifier* dengan *ground truth* [18].

III. METODE

A. Diagram Alir Perancangan Sistem

Rancangan sistem dibuat agar dapat melakukan klasifikasi terhadap *Begonia brevirimosa* dan *Begonia lugrae* dengan

memanfaatkan algoritma *fractal box counting* dan *decision tree*. Perancangan sistem dapat dilihat pada gambar berikut ini.



GAMBAR 3.1
Desain Sistem

B. Pengumpulan Data

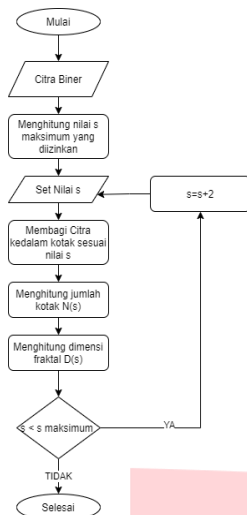
Kelas	Contoh Gambar
<i>Begonia Brivirimosa</i>	
<i>Begonia lugrae</i>	

C. Preprocessing Citra

Pada tahap ini, citra yang telah dikumpulkan kemudian di *pre-processing* agar dapat digunakan dalam sistem. *Pre-processing* yang dilakukan meliputi konversi citra RGB menjadi citra biner.

D. Ekstraksi Ciri dengan Box Counting

Ekstraksi ciri dengan *box counting* dilakukan untuk mendapatkan vektor yang akan digunakan sebagai masukan pada algoritma *decision tree*. Alur dari proses ekstraksi ciri ini dapat dilihat pada gambar 3.2 dibawah ini.

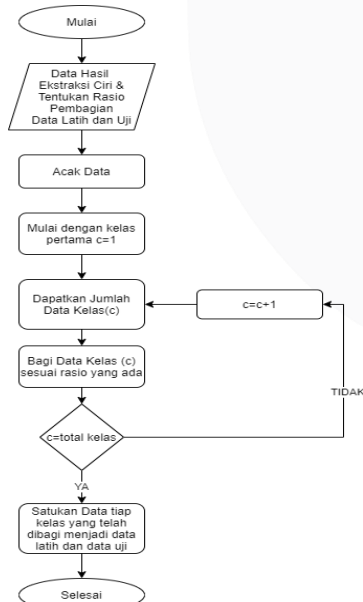


GAMBAR 3.2

Diagram alir Ekstraksi Ciri dengan Box Counting

E. Pembagian Data

Pembagian data dilakukan dengan metode *stratified shuffle split*. Metode ini memungkinkan pembagian data memiliki rasio yang sama setiap kelasnya sehingga pengukuran performansi dan permodelan yang dilakukan lebih baik. Proses pembagian data dengan metode *stratified shuffle split* dapat dilihat pada gambar 3.3. Pembagian data diawali dengan mengambil keseluruhan data ekstraksi ciri sebelumnya dan menentukan nilai rasio antara data latih dan data uji. Data tersebut kemudian diacak. Setelah diacak data dikelompokkan berdasarkan kelasnya, kemudian dimulai dari kelas pertama data dibagi dengan rasio yang telah ditentukan. Langkah ini kemudian dilanjutkan hingga kelas terakhir. Setelah diperoleh data latih dan uji pada setiap kelas, data latih tersebut kemudian disatukan menjadi data latih, sementara itu data uji setiap kelas juga disatukan menjadi data uji.



GAMBAR 3.3

Diagram alir pembagian data

F. Pemilihan model dengan K-Fold Cross Validation

Pemilihan model dengan *K-Fold Cross Validation* bertujuan agar model yang dibentuk memiliki performansi

yang paling optimal. Pemilihan model dilakukan dengan mengganti *hyper parameter* pada *decision tree* hingga diperoleh parameter yang menghasilkan *model decision tree* terbaik. Proses pemilihan parameter terbaik ini dilakukan dengan *K-Fold Cross Validation* dengan alur yang dapat dilihat pada gambar 3.4.



GAMBAR 3.4

Diagram alir pemilihan model

G. Permodelan Decision Tree

Set *hyperparameter* terbaik yang sudah diperoleh melalui *K-Fold Cross Validation* kemudian digunakan untuk melatih *Decision Tree* dengan keseluruhan data latih yang dimiliki.

H. Pengujian Performansi

Setelah diperoleh model *decision tree* dari data latih yang diberikan, maka performansi model tersebut dapat diuji dengan beberapa nilai seperti *confusion matrix*, akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

1. Akurasi

Akurasi menunjukkan jumlah prediksi dari *decision tree* yang benar dari keseluruhan prediksi yang dilakukan oleh *decision tree*. Akurasi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 3.4.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3.4)$$

2. Precision

Precision menunjukkan performa *decision tree* dalam memprediksi kelas *Begonia brevirimosa* dan *Begonia lugrae* dibanding dengan seluruh prediksi *Begonia brevirimosa* dan *Begonia lugrae*. Persamaan *precision* dapat dilihat pada persamaan 3.5.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.5)$$

3. Recall

Recall menunjukkan performa *decision tree* dalam memprediksi kelas *Begonia brevirimosa* dan *Begonia lugrae* dibanding seluruh data *Begonia brevirimosa* dan *Begonia lugrae*. Persamaan *recall* dapat dilihat pada persamaan 3.6.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.6)$$

4. F1 Score

F1 Score menunjukkan rasio harmonik antara *precision* dan *recall*. Persamaan *F1 score* dapat dilihat pada rumus 3.7.

$$F1\ Score = \frac{2 \times Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (3.7)$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Spesifikasi Perangkat Keras

Penggunaan perangkat keras berdasar pada kebutuhan yang diperlukan dalam menjalankan sistem, antara lain:

1. Laptop : Lenovo
2. Processor : Intel(R) Core(TM) i3-10110U CPU @ 2.10GHz (4 CPUs), ~2.6GHz
3. RAM : 4096MB RAM
4. Camera : NIKON COOLPIX S3700

B. Spesifikasi Perangkat Lunak

Perangkat lunak sebagai pendukung yang digunakan diantaranya:

1. Sistem Operasi : Windows 11 Home Single Language 64-bit
2. Aplikasi Pemrograman : Matlab 2021a

C. Skenario Pegujian Sistem

Langkah pertama, penulis melakukan *pre-processing* pada jumlah perolehan data latih yaitu sebesar 100 citra dan total 50 citra pada setiap kelas, serta data uji sebanyak 37 citra pada setiap kelas dengan total 74 citra. Langkah ini dilakukan dengan merubah ukuran citra agar memiliki ukuran yang sama. *Resize* yang digunakan pada penelitian ini adalah 512 x 512 piksel, 128 x 128 piksel, 64 x 64 piksel, 32 x 32 piksel, hingga 16 x 16 piksel. Setelah itu, langkah berikutnya adalah merubah citra rgb menjadi grayscale. Tampilan contoh pengolahan citra mereshize dan merubah citra rgb menjadi grayscale ditunjukkan pada Tabel 4.1 berikut ini.

D. Hasil Confusion Matrik Dengan Percobaan Beberapa Ukuran Citra Yang Berbeda

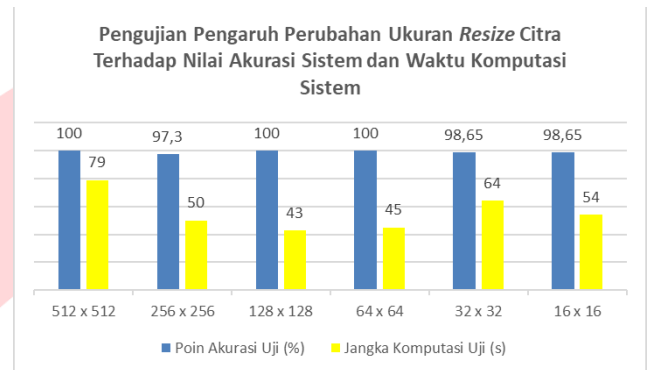
Pada bagian ini, peneliti melakukan perubahan dalam ukuran citra data latih dan uji. Beberapa ukuran citra yang diujikan antara lain 16 x 16, 32 x 32, 64 x 64, 128 x 128, 256 x 256, dan 512 x 512. Hasil dari pengujian ini bisa dilihat pada gambar dan tabel berikut.

TABEL 4.15

Pengujian Ukuran Resize Citra Terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi

No	Skala Resize Citra	Poin Akurasi	Poin Akurasi Uji (%)	Jangka Komputasi Uji (s)
1.	512 x 512	100%	100%	79
2.	256 x 256	100%	97,30%	50
3.	128 x 128	100%	100%	43
4.	64 x 64	100%	100%	45
5.	32 x 32	100%	98,65%	64
6.	16 x 16	100%	98,65%	54

		Latih (%)		
1.	512 x 512	100%	100%	79
2.	256 x 256	100%	97,30%	50
3.	128 x 128	100%	100%	43
4.	64 x 64	100%	100%	45
5.	32 x 32	100%	98,65%	64
6.	16 x 16	100%	98,65%	54



GAMBAR 4.7

Grafik Pengujian Ukuran Resize Citra Terhadap Poin Akurasi Latih dan Poin Akurasi Uji.

Pada penelitian ini, hasil pengujian pengaruh *resize* citra terhadap akurasi sistem dan jangka komputasi sistem menghasilkan poin akurasi *resize* citra paling rendah sebesar 256 x 256 piksel, serta menunjukkan poin akurasi pengujian sebesar 97,3% dengan waktu komputasi uji selama 50 detik. Pada tabel juga dapat dilihat bahwa poin akurasi paling tinggi diperoleh pada uji *resize* citra dengan ukuran 512 x 512 piksel serta memberikan hasil akurasi pengujian sebesar 100% dengan waktu komputasi uji selama 79 detik. Oleh karena itu, ukuran terbaik pada *resize* citra yang digunakan dalam pengujian ini adalah 512 x 512.

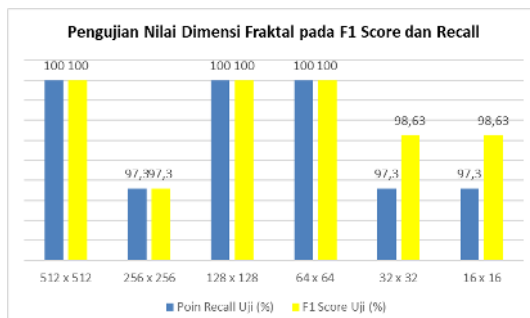
E. Pengujian Nilai Dimensi Fraktal pada *F1 Score* Terhadap *Precision* dan *Recall*

Pada bagian ini, peneliti melakukan berbagai perubahan dalam nilai dimensi fraktal. Perubahan yang dilakukan pada skala *resize* citra yang penulis lakukan bervariasi dari ukuran 16 hingga 512. Hasil dari uji pada bagian ini bisa dilihat pada gambar dan tabel berikut.

TABEL 4.16

Pengujian dengan skala resize citra pada *F1 Score* Terhadap *Precision* dan *Recall*

No	Skala Resize Citra	Poin Precision Uji (%)	Poin Recall Uji (%)	F1 Score Uji (s)
1.	512 x 512	100%	100%	100%
2.	256 x 256	100%	97,30%	97,30%
3.	128 x 128	100%	100%	100%
4.	64 x 64	100%	100%	100%
5.	32 x 32	100%	97,30%	98,63%
6.	16 x 16	100%	97,30%	98,63%



GAMBAR 4.8

Grafik Penguian Nilai Dimensi Fraktal pada F1 Score dan Recall

Setelah dilakukan percobaan, diperoleh perbedaan dimensi fraktal pada *precision* latih dan *recall* uji. Pengujian yang dilakukan memberikan hasil *recall* uji paling rendah pada ukuran citra yang telah di-*resize* hingga ukuran 256 x 256 dengan presentase *recall* uji 97,3%, serta presentase *F1 score* uji sebesar 97,3%. Sementara itu, hasil *recall* dan *F1 score* uji paling tinggi diperoleh pada ukuran *resize*-citra ke-1, 3, dan 4 yaitu ukuran 512 x 512, 128 x 128, dan 64 x 64. Nilai *presentase recall* pengujian pada penelitian tersebut sebesar 100% serta hasil presentase *F1 score* uji sebesar 100%. Sedangkan nilai persentasi dengan tinggi 100% didapatkan paling banyak di parameter *Recall*.

V. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Dari hasil pengujian serta analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode fraktal dengan algoritma *decision tree* dapat memberikan perbedaan dengan cukup maksimal. Metode ini memiliki presentase akurasi paling tinggi pada *resize* citra dengan ukuran 512 x 512 piksel. Presentase akurasi uji yang diperoleh yaitu sebesar 100% dengan jangka waktu komputasi uji selama 79 detik. Sedangkan, nilai akurasi paling rendah diperoleh pada *resize* citra memiliki ukuran 256 x 256 piksel dengan nilai akurasi uji sebesar 97,3% serta jangka waktu komputasi uji selama 50 detik. Pada langkah berikutnya juga diperoleh perbedaan dimensi fraktal pada *precision* latih dan *recall* uji. Pengujian yang dilakukan memberikan hasil *recall* uji paling rendah pada ukuran citra yang telah di-*resize* hingga ukuran 256 x 256 dan paling tinggi pada ukuran *resize* citra 512 x 512, 128 x 128, dan 64 x 64. Pada bagian terendah menghasilkan presentase *recall* serta presentase *F1 score* uji sebesar 97,3%. Sementara itu, dari hasil paling tinggi diperoleh presentase *recall* uji dan presentase *F1 score* uji sebesar 100%.

Hasil dari penelitian menggunakan metode *Decision tree* menunjukkan hasil yang spesifik pada variabel data yang sudah diklasifikasikan. Metode *Decision tree* sering digunakan dalam *data mining* dan *machine learning* untuk mengklasifikasikan data, mengidentifikasi pola, dan membuat prediksi berdasarkan input yang diberikan. Sejalan dengan hal tersebut metode ini memudahkan penulis dalam mengklasifikasikan tanaman *begonia brevirimosca* maupun *begonia lugrae*. Hasil penelitian berdasarkan klasifikasi *decision tree*, menunjukkan perolehan yang baik dalam membedakan jenis tanaman *begonia brevirimosca* dan *lugrae*

mendeteksi jenis tanaman dengan menggunakan berbagai parameter yang mempengaruhi nilai akurasi.

B. Saran

Berdasarkan pada pengujian yang telah dilakukan, agar mendapatkan hasil yang lebih baik sebaiknya menggunakan lebih banyak data latih dan data uji sehingga mendapatkan hasil yang lebih maksimal. Bagi penelitian selanjutnya, sebaiknya dilakukan perbandingan dengan jenis algoritma lainnya untuk pengembangan lebih lanjut dari sistem ini. Selanjutnya, untuk penelitian lainnya dapat juga dilakukan dengan membuat klasifikasi jenis tanaman lain dalam lingkup yang lebih luas

REFERENSI

- [1] Moonlight, P. W., Ardi, W. H., Padilla, L. A., Chung, K. F., Fuller, D., Girmansyah, D., ... & Hughes, M. (2018). Dividing and conquering the fastest-growing genus: towards a natural sectional classification of the mega-diverse genus *Begonia* (Begoniaceae). *Taxon*, 67(2), 267-323.
- [2] Siregar, H. M., Wahyuni, S., & Ardaka, I. M. (2019). Karakterisasi morfologi daun *Begonia* alam (Begoniaceae): Prospek pengembangan koleksi tanaman hias daun di Kebun Raya Indonesia. *Jurnal Biologi Indonesia*, 14(2).
- [3] Alhamal, F. K., Raharjo, J., & Rizal, S. (2021). Estimasi Bobot Sapi Berdasarkan Citra Digital Dengan Metode Fraktal Dan Klasifikasi *Decision Tree*. *eProceedings of Engineering*, 8(2).
- [4] Widyarto, S., Syafrullah, M., Sharif, M. W., & Budaya, G. A. (2019, September). Fractals Study and Its Application. In *2019 6th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)* (pp. 200-204). IEEE.
- [5] Pamela, Y. G., & Juniati, D. (2021). Klasifikasi Jenis Delphinidae (Lumba-lumba) dengan Dimensi Fraktal menggunakan Metode Higuchi dan KNN (K-Nearest Neighbor). *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 9(1), 204-211.
- [6] Zainet, A. (2020, September). KLASIFIKASI NON-PROLIFERATIVE DIABETIC RETINOPATHY (NPDR) MELALUI CITRA IRIS MATA MENGGUNAKAN METODE FRAKTAL. In *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENATIK)* (Vol. 3, No. 1, pp. 503-509).
- [7] Juniati, D., & Suwanda, A. E. (2022). Klasifikasi penyakit mata berdasarkan citra fundus retina menggunakan dimensi fraktal box counting dan fuzzy k-means. *Proximal: Jurnal Penelitian Matematika dan Pendidikan Matematika*, 5(1), 10-18..