

Penerapan Metode *Random Contrast* dan *Brightness Range* Pada Dataset Citra Daun Fitomedisin

Mariana Purba^{1a}, Vina Ayumi^{2b}, Sarwati Rahayu^{3c}, Umnny Salamah^{3d}, Inge Handriani^{3e}, Ida Farida^{3f}

¹Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sjakhyakirti, Palembang, Indonesia

²Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara, Indonesia

³Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana, Jakarta, Indonesia

^amariana_purba@unisti.ac.id, ^bvina.ayumi@dosen.undira.ac.id, ^csarwati@mercubuana.ac.id,

^dumnny.salamah@mercubuana.ac.id, ^einge.handriani@mercubuana.ac.id, ^fedae.farida@mercubuana.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2025-06-16

Revised, 2025-06-19

Accepted, 2025-06-30

Kata Kunci:

Brightness,
Contrast,
Augmentasi,
Dataset
Fitomedisin

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan kinerja model deep learning dalam deteksi dan klasifikasi citra daun fitomedisin dengan menerapkan dua teknik augmentasi data, yaitu *Random Contrast Augmentation* (RCA) dan *Brightness Range Augmentation* (BRA). Teknik RCA secara acak menyesuaikan kontras citra dengan menghitung rata-rata piksel dan mengubah setiap nilai piksel berdasarkan faktor kontras, yang meningkatkan variasi pencahayaan pada citra. Sementara itu, BRA mengubah kecerahan citra secara acak untuk mensimulasikan kondisi pencahayaan yang bervariasi. Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan dataset citra daun fitomedisin, yang kemudian dibagi menjadi tiga bagian: data pelatihan, validasi, dan pengujian. Setelah itu, dataset melalui tahap pra-pemrosesan untuk menyiapkan citra sebelum diterapkan augmentasi. Teknik augmentasi digunakan untuk memperkaya dataset dengan menghasilkan salinan citra yang disesuaikan dengan teknik RCA dan BRA. Hasil penerapan kedua teknik augmentasi ini menghasilkan dataset pelatihan sebanyak 2.400 data, dataset validasi 300 data, dan dataset pengujian 300 data.

ABSTRACT

This study aimed to enhance the performance of deep learning models in detecting and classifying medicinal plant leaf images by applying two data augmentation techniques, namely Random Contrast Augmentation (RCA) and Brightness Range Augmentation (BRA). The RCA technique randomly adjusted the contrast of images by calculating the pixel average and modifying each pixel value based on a contrast factor, thereby increasing the variation in image lighting. Meanwhile, BRA randomly altered the brightness of the images to simulate varying lighting conditions. The research process began with the collection of medicinal plant leaf image datasets, which were then divided into three parts: training data, validation data, and testing data. The dataset was then pre-processed to prepare the images before applying the augmentation. Augmentation techniques were employed to enrich the dataset by generating modified copies of images using RCA and BRA techniques. The application of both augmentation techniques resulted in a training dataset of 2,400 images, 300 validation images, and 300 testing images.

This is an open access article under the CC BY-SA license.



Penulis Korespondensi:

Mariana Purba,
Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Sjakhyakirti, Palembang, Indonesia
Email: mariana_purba@unisti.ac.id

1. PENDAHULUAN

Identifikasi tanaman, diagnosis penyakit, dan analisis kualitas tanaman dapat dilakukan dengan bantuan teknologi [1]–[8]. Namun, salah satu tantangan utama dalam identifikasi citra tanaman adalah variasi kondisi pencahayaan saat citra diambil, yang dapat mempengaruhi kualitas dan akurasi model dalam mengenali objek pada citra tersebut. Oleh karena itu, sangat penting untuk meningkatkan kualitas dataset dengan teknik augmentasi data yang dapat menambah jumlah citra [9], [10].

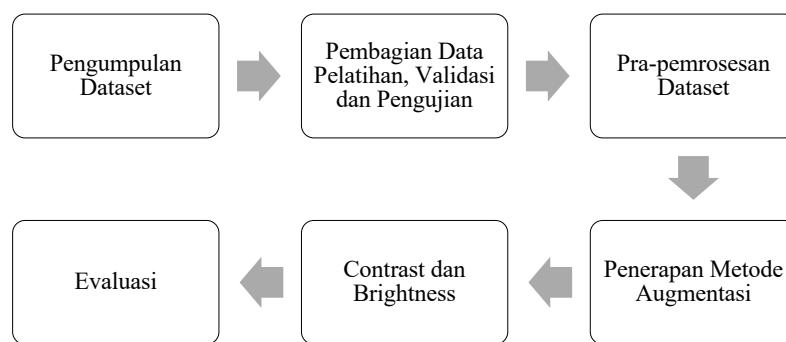
Pada umumnya, citra daun fitomedisin sering diambil di lapangan, yang berarti kondisi pencahayaan sangat bervariasi dan seringkali tidak dapat dikendalikan. Hal ini menyebabkan perbedaan kontras dan kecerahan antar citra, yang dapat menghambat kemampuan model untuk belajar dan melakukan klasifikasi. Model deep learning yang dilatih pada dataset dengan variasi pencahayaan yang terbatas mungkin tidak dapat mengenali citra daun dengan baik ketika diuji pada data yang memiliki kondisi pencahayaan yang berbeda [11], [12].

Salah satu teknik augmentasi yang diterapkan dalam penelitian ini adalah Random Contrast Augmentation (RCA). Teknik ini secara acak menyesuaikan kontras citra dengan menghitung rata-rata piksel pada citra dan mengubah setiap nilai piksel berdasarkan faktor kontras yang ditentukan. Dengan menerapkan RCA, citra daun fitomedisin yang semula memiliki kontras rendah dapat direkayasa dengan kontras yang lebih tinggi, sehingga memberikan model pelatihan yang lebih beragam [13]. Selain itu, Brightness Range Augmentation (BRA) juga diterapkan dalam penelitian ini untuk mensimulasikan berbagai kondisi pencahayaan yang dapat terjadi pada citra daun fitomedisin. Metode BRA secara acak mengubah kecerahan citra, dengan tujuan untuk menambah intensitas pencahayaan [14], [15].

Penerapan kedua teknik augmentasi ini sangat penting untuk model deep learning, karena model yang dilatih dengan dataset yang lebih bervariasi akan lebih robust dan mampu beradaptasi dengan kondisi pencahayaan yang berbeda. Hal ini dapat meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan citra daun fitomedisin dengan akurat meskipun citra tersebut diambil dalam kondisi pencahayaan yang kurang ideal. Dalam penelitian ini, diharapkan penerapan RCA dan BRA dapat meningkatkan kinerja model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan citra daun fitomedisin, sehingga memberikan kontribusi dalam klasifikasi citra daun fitomedisin.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan dua teknik augmentasi data pada citra daun fitomedisin, yaitu *random contrast augmentation* (RCA) dan *brightness range augmentation* (BRA). RCA secara acak menyesuaikan kontras gambar dengan menghitung rata-rata piksel dan mengubah setiap nilai piksel berdasarkan faktor kontras, yang meningkatkan variasi pencahayaan pada citra. Metode BRA secara acak mengubah kecerahan citra untuk mensimulasikan berbagai kondisi pencahayaan yang dapat terjadi pada citra fitomedisin. Adapun tahap penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahap Penelitian

Teknik *random contrast augmentation* digunakan sebagai salah satu metode augmentasi data pada penelitian ini. Teknik ini secara acak menyesuaikan kontras gambar atau gambar dengan nilai acak. Nilai kontras pada citra fitomedisin disesuaikan secara independen dari setiap gambar dataset. Metode digunakan untuk menghitung rata-rata piksel citra fitomedisin dan kemudian menyesuaikan setiap komponen x dari setiap piksel menjadi $(x - mean) * contrast_factor + mean$. Nilai piksel input dapat dari rentang apapun (misalnya [0., 1.]).

Teknik *brightness range augmentation* cukup penting diimplementasikan untuk membuat citra yang diambil dalam pencahayaan yang lebih baik. Teknik *brightness range augmentation* secara acak mengubah kecerahan citra fitomedisir. Teknik augmentasi data ini yang sangat berguna karena sebagian besar objek citra fitomedisir tidak berada di bawah kondisi pencahayaan yang sempurna. Selain itu, model deep learning perlu dilatih pada citra di bawah kondisi pencahayaan yang berbeda agar ketika data pengujian atau validasi menggunakan citra dengan pencahayaan rendah atau tinggi dapat tetap diidentifikasi dengan baik oleh model deep learning. Teknik *brightness range augmentation* dapat diimplementasikan menggunakan fungsi *brightness_range* dari Keras ImageDataGenerator [14]. Fungsi tersebut menerima dua nilai float sebagai rentang nilai pergeseran kecerahan. Nilai kurang dari 1.0 digunakan untuk menggelapkan fitomedisir, sedangkan nilai di atas 1.0 mencerahkan citra fitomedisir. Penerapan *brightness range augmentation* menggunakan rumus $\gamma_{selected} = Range(\gamma_{min}, \gamma_{max})$ dengan $\tilde{x}_i = \gamma * \sum_{R=1}^n \sum_{G=1}^n \sum_{B=1}^n (x_i)$ Dimana x_i adalah gambar asli, R adalah citra *red channel*, G adalah citra *green channel*, B adalah citra *blue channel*, γ adalah faktor *brightness*, \tilde{x}_i adalah citra hasil augmentasi, dan n adalah jumlah piksel pada citra x_i .

3. HASIL DAN ANALISIS

Dalam penelitian ini digunakan teknik *random contrast augmentation (RCA)* sebagai salah satu metode augmentasi data. Teknik ini secara acak menyesuaikan kontras gambar atau gambar dengan nilai acak. Nilai kontras pada citra fitomedisir disesuaikan secara independen dari setiap gambar dataset. Pada metode ini dihitung rata-rata piksel citra fitomedisir dan kemudian menyesuaikan setiap komponen x dari setiap piksel menjadi $(x - mean) * contrast_factor + mean$. Nilai piksel input dapat dari rentang apapun (misalnya $[0., 1.]$). Nilai faktor kontras yang digunakan pada riset ini yaitu *randomContrast(0.5, 2)* seperti yang terlihat pada Gambar 2.

Pseudocode: Random Contrast Augmentation

```

input: image input  $ii$ , folder input  $fi$ , directory input  $di$ , image name
        $in$ , image output  $io$ , folder output  $fo$ 
output: result of random contrast augmentation  $rc$ 

1  def randomContrast( $ii$ ):                                     #RandomContrast
2      return tf.image.randomContrast( $ii$ , 0.5, 2)
3  for  $in$  in directoryInput( $fi$ ):
4      folderOutput = folderPath( $di$ ,  $in$ )
5  for  $ii$  in folderPath( $fi$ ):                                         #ImagetoArray
6       $io$  = load_img(folderPath( $fo$ ,  $ii$ ))
7       $rc$  = img_to_array( $io$ )
8       $rc$  =  $rc$ .reshape((1,) +  $rc$ .shape)                                #ImageGeneration
9      i = 0
10     for batch in randomContrast.flow( $rc$ ):
11         i += 1
12         if i > 3:
13             break
```

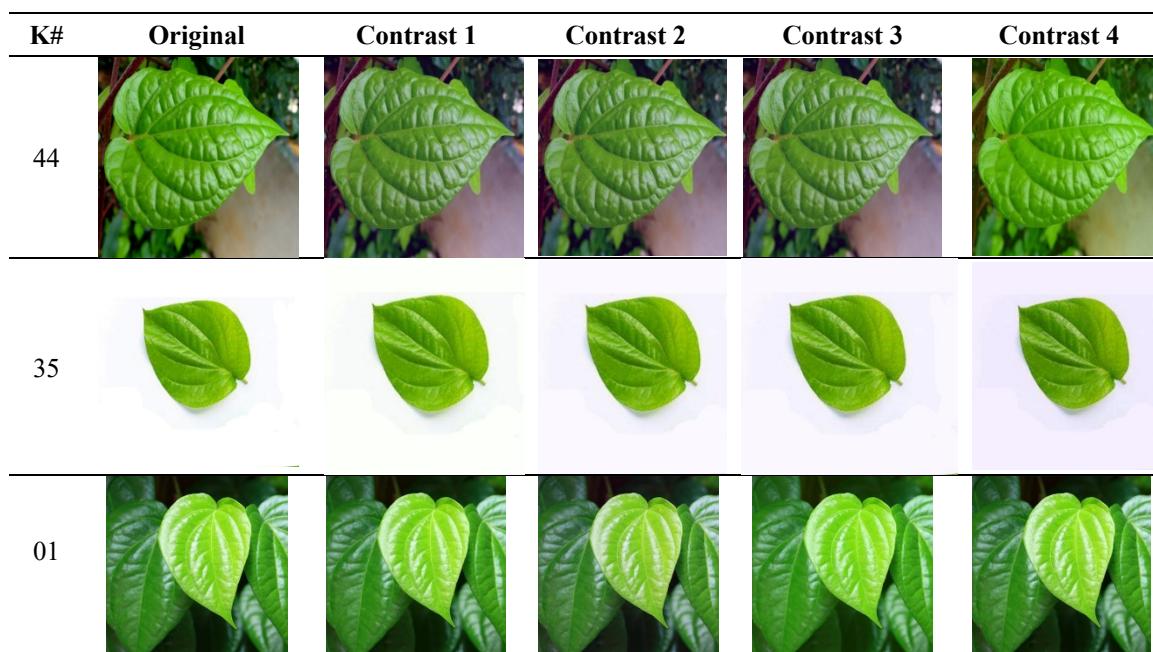
Gambar 2 Pseudocode *Random Contrast Augmentation*

Teknik *random contrast augmentation (RCA)* menambahkan empat salinan citra yang diadaptasi dari gambar asli. Dari hasil teknik ini, jumlah data yang dihasilkan untuk dataset pelatihan sebanyak 2.400 data, dataset validasi sebanyak 300 data, dan dataset pengujian sebanyak 300 data seperti yang terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Jumlah Data Hasil Teknik *Random Contrast Augmentation*

Dataset	Original Data Setiap Kelas (x)	Jumlah Kelas (N)	Hasil Augmentasi Data $\mu = 4 \times N$
Dataset Pelatihan	40	15	2.400
Dataset Validasi	5	15	300
Dataset Pengujian	5	15	300
Total	50	15	3.000

Untuk melihat bagaimana efek *random contrast* yang diimplementasikan pada dataset fitomedisir dapat dilihat pada Gambar 3.

Gambar 3 Citra Hasil Teknik *Random Contrast Augmentation*

Teknik *brightness range augmentation (BRA)* cukup penting diimplementasikan untuk membuat citra yang diambil dalam pencahayaan yang lebih baik. Teknik *brightness range augmentation (BRA)* secara acak mengubah kecerahan citra fitomedisin. Teknik augmentasi data ini yang sangat berguna karena sebagian besar objek citra fitomedisin tidak berada di bawah kondisi pencahayaan yang sempurna. Selain itu, model *deep learning* perlu dilatih pada citra di bawah kondisi pencahayaan yang berbeda agar ketika data pengujian atau validasi menggunakan citra dengan pencahayaan rendah atau tinggi dapat tetap diidentifikasi dengan baik oleh model deep learning.

Teknik *brightness range augmentation (BRA)* dapat diimplementasikan menggunakan fungsi *brightness_range* dari Keras *ImageDataGenerator*. Fungsi tersebut menerima dua nilai float sebagai rentang nilai pergeseran kecerahan. Nilai kurang dari 1.0 digunakan untuk menggelapkan fitomedisin, sedangkan nilai di atas 1.0 mencerahkan citra fitomedisin. Adapun pseudocode untuk teknik *brightness range augmentation (BRA)* yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.

Pseudocode: Brightness Range Augmentation

input: image input *ii*, folder input *fi*, directory input *di*, image name *in*, image output *io*, folder output *fo*
output: result of brightness range augmentation *br*

```

1  def brightnessRange(ii):
2      return ImageDataGenerator(brightness_range=[0.5, 1.5])           # BrightnessRange
3  for in in directoryInput(fi):
4      folderOutput = folderPath(di, in)
5      for ii in folderPath(fi):                                         # ImageToArray
6          io = load_img(folderPath(fo, ii))
7          br = img_to_array(io)
8          br = br.reshape((1,) + br.shape)                                # ImageGeneration
9          i = 0
10         for batch in brightnessRange.flow(br):
11             i += 1
12             if i > 3:
13                 break

```

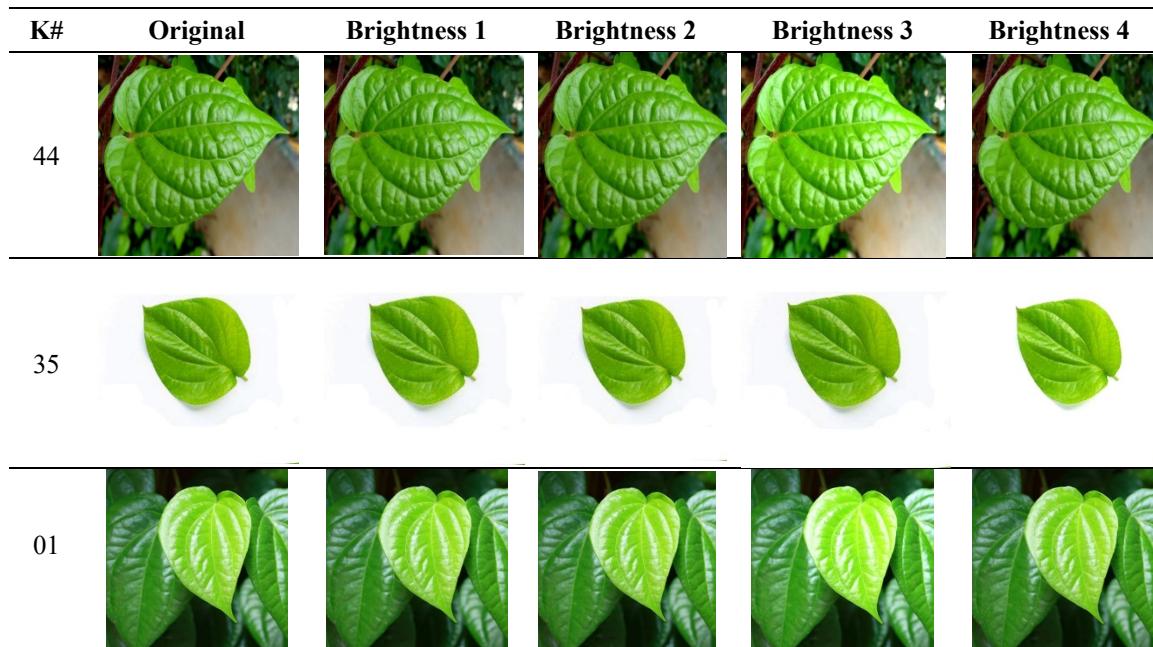
Gambar 4 Pseudocode *Vertical Flip Augmentation*

Teknik *brightness range augmentation* menambahkan empat salinan yang diadaptasi dari gambar asli. Dari hasil teknik ini, jumlah data yang dihasilkan untuk dataset pelatihan sebanyak 2.400 data, dataset validasi sebanyak 300 data, dan dataset pengujian sebanyak 300 data seperti yang terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Jumlah Data Hasil Teknik *Brightness Range Augmentation*

Dataset	Original Data Setiap Kelas (x)	Jumlah Kelas (N)	Hasil Augmentasi Data $\mu = 4 \times N$
Dataset Pelatihan	40	15	2.400
Dataset Validasi	5	15	300
Dataset Pengujian	5	15	300
Total	50	15	3.000

Untuk melihat bagaimana efek *brightness range augmentation* (*BRA*) yang diimplementasikan pada dataset fitomedisin dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Citra Hasil Teknik *Brightness Range Augmentation*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, teknik Brightness Range Augmentation menghasilkan empat salinan yang dimodifikasi dari gambar asli. Dengan penerapan teknik ini, jumlah data yang diperoleh untuk dataset pelatihan mencapai 2.400 data, untuk dataset validasi sebanyak 300 data, dan untuk dataset pengujian sebanyak 300 data. Sementara itu, teknik Random Contrast Augmentation (RCA) juga menghasilkan empat salinan citra yang disesuaikan dari gambar asli. Akibat penerapan teknik ini, jumlah data yang dihasilkan untuk dataset pelatihan berjumlah 2.400 data, untuk dataset validasi sebanyak 300 data, dan untuk dataset pengujian sebanyak 300 data.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Universitas Sjakhayakirti yang telah mendanai dan mendukung pelaksanaan penelitian ini.

REFERENSI

- [1] U. Rusmawan and I. Mulya, "Sistem Informasi Koperasi Menggunakan Metode Rapid Application Development (RAD)," *J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2022.
- [2] D. Ramayanti, Y. Jumaryadi, D. M. Gufron, and D. D. Ramadha, "Sistem Keamanan Perumahan Menggunakan Face Recognition," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 3, no. 12, pp. 486–496, 2023.
- [3] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and H. Setiawan, "Fine-Tuning Transfer Learning Model in Woven Fabric Pattern Classification," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 18, no. 06, p. 1885, 2022.

- [4] V. Ayumi, "Performance Evaluation of Support Vector Machine Algorithm for Human Gesture Recognition," *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 6, pp. 204–210, 2020.
- [5] A. Ratnasari, Y. Jumaryadi, and G. Gata, "Sistem Pakar Deteksi Penyakit Ginekologi Menggunakan Metode Forward Chaining," *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 3, no. 5, pp. 321–327, 2023.
- [6] B. Y. Geni, A. Supriyadi, H. Khotimah, and W. I. Yanti, "Rancang Bangun Company Profile Berbasis Web Menggunakan Metode Waterfall (Studi Kasus: APM Frozen Food)," *J. RESTIKOM Ris. Tek. Inform. dan Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 75–85, 2024.
- [7] S. Hesti, "The effects of relational social capital and technological factors on knowledge sharing in an online community," *Int. J. Innov. Creat. Chang.*, vol. 13, no. 4, 2020.
- [8] I. Kamil, M. Ariani, and I. A. Irawan, "The influence of lifestyle and financial literacy on online paylater system and its impact on spending behavior," *J. Econ. Bus. Lett.*, vol. 4, no. 2, pp. 51–62, 2024.
- [9] E. Goceri, "Medical image data augmentation: techniques, comparisons and interpretations," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. 11, pp. 12561–12605, 2023.
- [10] P. Chlap, H. Min, N. Vandenberg, J. Dowling, L. Holloway, and A. Haworth, "A review of medical image data augmentation techniques for deep learning applications," *J. Med. Imaging Radiat. Oncol.*, vol. 65, no. 5, pp. 545–563, 2021.
- [11] N. Sakeef *et al.*, "Machine learning classification of plant genotypes grown under different light conditions through the integration of multi-scale time-series data," *Comput. Struct. Biotechnol. J.*, vol. 21, pp. 3183–3195, 2023.
- [12] B. Darwin, P. Dharmaraj, S. Prince, D. E. Popescu, and D. J. Hemanth, "Recognition of Bloom/Yield in Crop Images Using Deep Learning Models for Smart Agriculture: A Review," *Agronomy*, vol. 11, no. 4, p. 646, 2021.
- [13] L. Nanni, M. Paci, S. Brahnam, and A. Lumini, "Comparison of different image data augmentation approaches," *J. imaging*, vol. 7, no. 12, p. 254, 2021.
- [14] I. Kandel, M. Castelli, and L. Manzoni, "Brightness as an augmentation technique for image classification," *Emerg. Sci. J.*, vol. 6, no. 4, pp. 881–892, 2022.
- [15] A. M. Abdulghani, M. M. Abdulghani, W. L. Walters, and K. H. Abed, "Data augmentation using brightness and darkness to enhance the performance of YOLO7 object detection algorithm," in *2023 Congress in Computer Science, Computer Engineering, & Applied Computing (CSCE)*, 2023, pp. 351–356.