

Augmentasi Data pada Prasasti Logam untuk Deteksi Aksara Kawi

Rachmat Santoso¹

¹Program Studi Teknologi Multimedia Broadcasting, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

¹rachmat@pens.ac.id

Abstract

Deep learning has been applied in various fields such as reading characters on inscriptions. Several studies have applied deep learning and created models with high accuracy to detect and recognize characters in inscriptions. As is known, deep learning requires large and varied amounts of data to produce models with high performance. Unfortunately, not all data is large enough to support the training process with deep learning. Inscription data is an example of data that has a limited amount because it is difficult to find. To support the availability of large and varied amounts of data, this research applies augmentation to the character data in inscriptions to meet the needs of deep learning training datasets. The data augmentation techniques used has been adapted to character type data, such as rotation, translation, zoom, blurring and a combination of these techniques to create new variations. This research uses 3 (three) image data samples taken from one of the Waruñgahan Inscription plates. Applying 19 data augmentation techniques, this research produces large and varied amounts of new data. Before augmentation, there were only 3 (three) image data with a total of 285 labels. After augmentation was carried out, the amount of data increased to 60 plate image data with a total of 4975 labels. This data augmentation results are used as a training datasets for YOLO object detection. The results of training conducted by other research show that increasing the amount and variety of data results in high accuracy for character detection, especially on the Waruñgahan Inscription.

Keywords: Data Augmentation, Deep Learning, Kawi Character, Inscription

Abstrak

Deep learning telah diterapkan di berbagai bidang seperti pembacaan aksara pada prasasti. Beberapa penelitian telah menerapkan deep learning dan menciptakan model dengan akurasi yang tinggi untuk melakukan deteksi dan pengenalan aksara pada prasasti. Seperti diketahui deep learning memerlukan data dalam jumlah yang besar dan bervariasi untuk menghasilkan model dengan performa yang tinggi. Namun sayangnya, tidak semua data memiliki jumlah yang cukup besar untuk mendukung proses pelatihan dengan deep learning. Data Prasasti merupakan salah satu contoh data yang memiliki jumlah terbatas karena susah untuk ditemukan. Untuk mendukung ketersediaan data dalam jumlah besar serta bervariasi, penelitian ini menerapkan augmentasi pada data aksara di prasasti untuk memenuhi kebutuhan dataset pelatihan deep learning. Teknik augmentasi data yang digunakan telah disesuaikan dengan data berjenis aksara, seperti rotasi, translasi, zoom, blur serta kombinasi antara teknik tersebut untuk menciptakan variasi baru. Penelitian ini menggunakan 3 (tiga) sampel data gambar yang diambil dari salah satu lempeng Prasasti Waruñgahan. Menerapkan 19 teknik augmentasi data, penelitian ini menghasilkan data baru dengan jumlah yang besar serta bervariasi. Sebelum augmentasi, data gambar hanya sebanyak 3 (tiga) data dengan total 285 label. Setelah augmentasi dilakukan, jumlah data meningkat menjadi 60 data gambar lempeng dengan total 4975 label. Hasil augmentasi data ini digunakan sebagai dataset pelatihan untuk YOLO object detection. Hasil pelatihan yang dilakukan oleh penelitian lain menunjukkan bahwa peningkatan jumlah dan variasi data menghasilkan akurasi yang tinggi untuk pendekripsi aksara, terutama pada Prasasti Waruñgahan.

Kata kunci: Augmentasi Data, Deep Learning, Aksara Kawi, Prasasti

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Deep learning telah diterapkan pada berbagai bidang kehidupan, seperti kesehatan, permainan dan hiburan, pendidikan, keuangan, NLP (Natural Language Processing), dan pada bidang-bidang lainnya. Seperti diketahui, deep learning memerlukan data pelatihan dengan jumlah data yang besar dan bervariasi untuk dapat menghasilkan model dengan performa tinggi [1].

Pada penerapannya deep learning menggunakan arsitektur yang kompleks sehingga seringkali mengarahkan model pada masalah *overfitting*. *Overfitting* sendiri dikaitkan dengan performa model yang baik pada data pelatihan tetapi tidak mampu menggeneralisasikan dengan baik pada data validasi/pengujian [2]. Selain karena menggunakan model yang terlalu kompleks, *overfitting* umumnya

jugalah terjadi ketika data pelatihan tidak mencukupi [3] baik dari segi jumlah maupun variasinya.

Overfitting pada model dapat dicegah melalui beberapa cara, diantaranya seperti *Dropout* [4], *Regularization* [5], dan *Batch Normalization* [6]. Selain beberapa solusi tersebut, *overfitting* pada model dapat dicegah dengan menggunakan *dataset* dengan jumlah yang besar dan bervariasi. Namun sayangnya, ketersediaan data dalam jumlah yang memadai untuk permasalahan di dunia nyata tidak selalu memungkinkan. Hal ini terjadi karena adanya keterbatasan data yang ada, baik karena kelangkaan data yang digunakan maupun akses pada data yang terbatas, serta mahalnya biaya proses untuk mendapatkan data tersebut.

Salah satu contoh data yang dimaksud adalah data kesehatan. *Dataset* kesehatan seringkali dianggap

sebagai data yang mahal dan susah didapatkan. Hal ini diakibatkan oleh beberapa faktor termasuk diantaranya kompleksitas data kesehatan, privasi (data pasien yang sensitif, seperti riwayat kesehatan, perawatan, dan lainnya) [7], serta faktor lain seperti sumber daya yang diperlukan untuk pengumpulan dan pemrosesannya. Salah satu contoh data kesehatan adalah data MRI - Hemorrhagic Stroke.

Contoh lain dari data dengan jumlah yang terbatas adalah data prasasti. Keterbatasan yang dimaksud adalah dari segi jumlah dan akses terhadap data ini. Dalam pembuatannya prasasti ditulis dalam berbagai media seperti lontar, logam, dan batu. Pada saat ditemukan, prasasti tidak selalu dalam keadaan baik, prasasti dapat mengalami gangguan sehingga merusak aksara yang ada di dalamnya. Seperti contohnya, munculnya bercak merah pada prasasti bermedia lontar, terdapat patina pada prasasti bermedia logam, serta terjadinya pengikisan/rusak pahatan pada prasasti bermedia batu yang membuat aksara menjadi hilang/sulit terbaca seperti pada [8]. Selain itu keterbatasan jumlah ini dapat terjadi karena kondisi alami seperti kerusakan prasasti akibat bencana alam atau waktu yang mengakibatkan terjadinya gangguan pada prasasti seperti dipaparkan sebelumnya. Ditambah lagi, prasasti memiliki nilai historis dan budaya yang tinggi, sehingga prasasti yang ditemukan harus dijaga dan diawasi dengan ketat. Hal inilah yang dapat membatasi akses terhadap data prasasti ini. Peneliti yang tidak memiliki izin dan keahlian khusus akan kesulitan mendapatkan akses terhadap data prasasti ini.

Pemaparan terhadap contoh jenis data di atas, khususnya data prasasti, menunjukkan pentingnya memanfaatkan data yang telah ada untuk membuat data baru guna meningkatkan jumlah serta variasi dari data prasasti ini untuk memenuhi kebutuhan *dataset* pelatihan *deep learning* mengingat jumlah data asli yang dapat terbatas jumlahnya.

Seperti diketahui, prasasti menjadi salah satu sumber sejarah penting yang dapat digunakan untuk mempelajari peristiwa masa lampau karena prasasti dapat menggambarkan kronologi suatu peristiwa, selain itu juga di dalamnya terdapat unsur penanggalan, tokoh yang terlibat, serta alasan prasasti tersebut dibuat. Prasasti sarat akan pengetahuan sejarah yang masih relevan dengan keadaan saat ini [9], sehingga prasasti penting untuk dipelajari. Namun pembacaan prasasti menjadi tantangan tersendiri untuk masyarakat modern saat ini. Selain karena faktor rumitnya aksara yang digunakan serta variasi akibat perbedaan gaya penulisan, juga tidak jarang prasasti yang ditemukan mengalami gangguan. Oleh karena itu permasalahan pembacaan aksara pada prasasti harus mendapatkan perhatian khusus.

Berkaitan dengan solusi pembacaan aksara pada prasasti, beberapa penelitian telah menerapkan *deep learning* dengan arsitektur CNN (*Convolutional Neural Network*) untuk melakukan deteksi dan pengenalan

aksara pada prasasti seperti pada [10] dan [11]. Kedua penelitian ini menghasilkan performa model dengan akurasi pendekripsi yang tinggi. Penelitian pertama dilakukan oleh Suciati, dkk [10] menerapkan YOLOv4 pada dataset Aksara Bali yang terdapat pada prasasti bermedia lontar untuk melakukan pendekripsi aksara. Penelitian ini menerapkan beberapa skenario yang melibatkan proses augmentasi data. Data yang digunakan dalam pelatihan sebanyak 600 gambar dengan lebih dari 144.000 label karakter dan jumlah kelas yang digunakan sebanyak 55 kelas. Hasil penelitian menunjukkan akurasi pendekripsi yang tinggi yaitu 99,55%. Penelitian kedua dilakukan oleh Santoso, dkk [11] menerapkan YOLOv3 untuk mendekripsi Aksara Kawi pada prasasti bermedia logam. Dataset original berjumlah 69 gambar potongan lempeng Prasasti Warungahan. Kemudian pada data original tersebut diterapkan augmentasi data untuk meningkatkan jumlah data serta memperbanyak variasinya. Data keseluruhan yang digunakan pada penelitian ini setelah augmentasi diterapkan adalah sebanyak 1518 gambar dengan 137.490 label karakter dan jumlah kelas yang digunakan sebanyak 657 kelas. Penelitian ini juga menghasilkan model dengan performa tinggi dengan akurasi sebesar 97,93%.

Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa penerapan *deep learning* dengan arsitektur CNN untuk deteksi dan rekognisi aksara dapat mengatasi permasalahan pembacaan aksara pada prasasti yang ditunjukkan dengan akurasi yang tinggi. Penelitian di atas juga menunjukkan bahwa akurasi yang tinggi dicapai dengan menggunakan *dataset* aksara dalam jumlah besar. Namun, seperti diketahui data prasasti faktanya merupakan salah satu data yang tidak mudah ditemukan serta jumlahnya terbatas dan tidak cukup besar untuk memenuhi kebutuhan pelatihan model dengan *deep learning*. Ditambah lagi pada beberapa data prasasti yang ditemukan terdapat gangguan yang dapat mengurangi jumlah data pelatihan. Kesiapan data baik dari segi jumlah dan variasinya menjadi bagian penting yang harus disiapkan sejak awal sebelum proses pelatihan menggunakan *deep learning*, sehingga dapat menghasilkan model dengan performa yang tinggi dan dapat menghindarkan model dari *overfitting*.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini akan menunjukkan proses augmentasi data pada data aksara di prasasti dengan menerapkan beberapa teknik augmentasi dengan tujuan untuk memenuhi kebutuhan *dataset* pelatihan model dengan *deep learning* yang besar dan bervariasi. Augmentasi data sendiri lazim diterapkan pada berbagai jenis data seperti teks, audio, gambar, dan data lainnya [12] untuk meningkatkan jumlah dan variasi dataset. Apabila *dataset* mencukupi dari segi jumlah serta kualitas atau variasinya, maka model *deep learning* akan memiliki performa dan akurasi yang baik. Dengan kata lain, data harus memenuhi persyaratan berikut: 1) ukuran/jumlah data yang memadai; 2) keragaman/variasi. Kedua hal ini dapat dicapai dengan menerapkan augmentasi data

[13]. Teknik augmentasi data yang digunakan dalam penelitian ini telah disesuaikan dengan jenis datanya yaitu data aksara. Teknik augmentasi yang digunakan seperti rotasi, translasi, *zoom*, noise, dsb. Beberapa teknik augmentasi data tersebut akan dijelaskan secara detail pada bagian selanjutnya. Data yang digunakan berupa gambar potongan lempeng yang diambil dari prasasti bermedia logam yang ditulis menggunakan aksara kawi, yaitu Prasasti Warungahan. Hasil augmentasi data pada penelitian ini dapat digunakan sebagai *dataset* pelatihan untuk YOLO *object detection*. Penelitian ini diharapkan dapat membantu peneliti lain dalam melakukan augmentasi data pada data aksara prasasti.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan beberapa teknik augmentasi data pada sampel data gambar aksara yang diambil dari potongan lempeng Prasasti Warungahan untuk meningkatkan jumlah serta variasi datasetnya.

Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan suatu teknik yang banyak digunakan untuk meningkatkan jumlah serta variasi dataset pelatihan mesin/ *deep learning*. Tujuan utama dari proses augmentasi data ini adalah untuk meningkatkan performa dan akurasi dari model serta mencegah terjadinya *overfitting*. *Overfitting* merupakan suatu keadaan dimana model hasil pelatihan kehilangan kemampuan untuk melihat objek secara general. Model dengan *overfitting* memiliki kinerja yang baik pada data pelatihan, namun kinerjanya menurun ketika dihadapkan pada data baru yang tidak digunakan pada saat pelatihan. Terdapat beberapa strategi yang digunakan untuk mengatasi *overfitting* ini seperti yang salah satunya adalah dengan menerapkan augmentasi data untuk meningkatkan jumlah serta variasi dataset.

Penelitian yang dilakukan oleh Luo [14] dan Gandhi [15] menunjukkan bahwa penerapan augmentasi data pada dataset meningkatkan jumlah sekaligus variasi data yang pada akhirnya juga mengarah pada meningkatnya akurasi dari model hasil pelatihan. Pada penelitian yang dilakukan Gandhi, menggunakan dataset VGG19 (tanpa augmentasi) diperoleh akurasi pengujian sebesar 76%, sedangkan dengan menggunakan dataset Nanonets (nama dataset yang merujuk pada data yang sama namun dengan penerapan augmentasi data) diperoleh akurasi pengujian sebesar 94,5%. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat peningkatan akurasi setelah augmentasi data dilakukan.

Sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Gandhi, *deep learning* memerlukan *dataset* dalam jumlah besar untuk mencapai performa yang tinggi, sehingga penerapan augmentasi data ini penting ketika peneliti menggunakan *deep learning*. Augmentasi data sendiri dapat diterapkan pada berbagai data seperti teks, audio,

gambar, dan data lainnya [12]. Beberapa penelitian yang menggunakan *machine learning/deep learning* menerapkan augmentasi pada data yang dimilikinya, seperti Refai menerapkan augmentasi pada data teks [16], Muthumari yang menerapkan augmentasi pada data audio [17], dan Alam menerapkan augmentasi pada data gambar/citra [18].

Pada data berjenis gambar, augmentasi data dapat dilakukan dengan beberapa cara seperti translasi, rotasi, *flip*, *crop*, *zoom*, *blurring/ sharpening*, *random erasing*, dan mengubah *channels* warna pada gambar, dan lainnya. Selain itu augmentasi juga dapat dilakukan dengan mengkombinasikan antara teknik-teknik augmentasi tersebut, misalkan melakukan augmentasi dengan mengkombinasikan antara translasi dan rotasi, atau lainnya. Pada penelitian ini teknik augmentasi yang diterapkan akan disesuaikan dengan jenis data yang digunakan, yaitu data gambar potongan lempeng prasasti yang terdapat aksara di dalamnya.

Data yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan data citra yang diambil dari Prasasti Warungahan asli. Prasasti Warungahan terdiri dari 14 lempeng, dengan rincian sebagai berikut: 11 lempeng dengan karakter pada sisi depan dan sisi belakang, 1 lempeng dengan karakter pada sisi depan saja, dan 2 lempeng kosong pada kedua sisinya). Penerapan augmentasi data pada penelitian ini menggunakan sampel data citra dari salah satu lempeng pada salah satu sisi saja, yaitu lempeng ke-1 pada sisi depan. Selanjutnya lempeng tersebut dibagi menjadi 3 bagian agar rasio antara tinggi dan lebarnya tidak berbeda jauh, data gambar yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan oleh Gambar 1.



Gambar 1. Potongan lempeng Prasasti Warungahan (Sumber: G.A. Sambodo dan W.P. Sidhi, anggota komunitas Tapak Jejak Kerajaan)

Prasasti Warungahan merupakan prasasti logam peninggalan zaman Kerajaan Majapahit pada tahun 1227 Saka atau 1305 Masehi yang saat itu dipimpin oleh Nararya Sanggramawijaya Sri Maharaja Kertarajasa Jayawardhana (Raden Wijaya) yang ditulis dengan menggunakan aksara kawi. Aksara Kawi atau

Aksara Jawa Kuno digunakan untuk menulis prasasti di zaman kerajaan Indonesia sejauh pertengahan abad ke-8 Masehi.

Berbeda dengan Aksara Jawa Baru (Aksara Carakan "hanacaraka") yang hanya memiliki 20 aksara, Aksara Kawi memiliki 33 aksara konsonan dan 16 aksara vokal. Aksara kawi lebih kompleks baik dari segi penulisan maupun pembacaan aksaranya jika dibandingkan dengan aksara carakan.

Teknik Augmentasi Data

Teknik augmentasi yang diterapkan mempertimbangkan jenis data yang digunakan. Pada augmentasi dengan data berupa gambar yang di dalamnya terdapat aksara kawi maka pada penelitian ini akan menggunakan beberapa teknik augmentasi seperti translasi, rotasi, zoom, gaussian blur, serta kombinasinya.

Teknik augmentasi lain seperti *flipping* tidak diterapkan mengingat bahwa teknik ini dapat mengubah bentuk asli aksara dengan membaliknya sehingga dapat menghilangkan maknanya dan menjadikannya tidak lagi dapat dibaca. Selain itu, karena *dataset* yang digunakan berupa aksara dan tujuannya adalah untuk mendeteksi aksara maka teknik augmentasi lain seperti pengubahan warna dengan mengubah nilai channel RGB atau teknik *color transformation* lain juga tidak diterapkan. Hal ini dikarenakan keberadaan warna bukan menjadi bagian utama dari pendekripsi aksara. Berbeda apabila tujuan dari pendekripsi diterapkan pada objek-objek yang fitur intinya adalah warna, seperti *traffic light* atau objek lain yang menjadikan warna sebagai fitur intinya. Berdasarkan penjelasan tersebut maka teknik seperti *flipping* dan *color transformation* tidak diterapkan pada *dataset* aksara.

Berikut adalah penjelasan dari beberapa teknik augmentasi yang diterapkan pada penelitian ini.

- Translasi

Melakukan translasi gambar baik ke arah atas, kanan, bawah, maupun ke arah kiri dapat menjadi transformasi yang sangat berguna untuk menghindari bias posisi pada data [19]. Apabila semua gambar berada di posisi yang sama, tepat di tengah misalnya, maka ketika pengujian deteksi aksara dilakukan, model hanya dapat mendekripsi secara sempurna setiap aksara jika data pengujian juga berada tepat di posisi di tengah. Translasi ditunjukkan oleh persamaan (1) [20].

$$\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \mathbf{t} \quad (1)$$

dengan \mathbf{x}' menunjukkan koordinat baru setelah proses translasi, \mathbf{x} merupakan koordinat awal sebelum translasi dilakukan, dan \mathbf{t} menunjukkan besarnya nilai pergeseran yang dilakukan.

Dalam bidang 2D proses translasi dapat dilakukan pada koordinat x dan y, sedangkan pada bidang 3D translasi dapat dilakukan pada koordinat x, y, dan z. Pada penelitian ini, translasi akan dilakukan ke arah atas, kanan, bawah, kiri sebesar 100 pixel. Nilai translasi dibuat tidak terlalu besar untuk menghindari hilangnya data aksara akibat pergeseran yang dilakukan, sehingga nantinya tidak mengurangi dataset pelatihan secara signifikan.

- Rotasi

Rotasi pada gambar dapat dilakukan dengan memutar gambar searah jarum jam (*Clockwise/CW*) atau berlawanan dengan arah putaran jarum jam (*Counter Clockwise/CCW*) mulai dari 1° hingga 359° [19]. Rotasi pada gambar dilakukan dengan menggunakan persamaan (2).

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

dengan \mathbf{R} adalah rotasi, θ adalah sudut rotasi dalam satuan radian, $\sin \theta$ dan $\cos \theta$ merupakan nilai sinus dan cosinus dari sudut rotasi.

Pada penelitian ini, karena data yang digunakan berupa gambar lempeng prasasti yang terdapat aksara di dalamnya, maka derajat rotasi yang digunakan sebesar 3° . Rotasi dilakukan searah jarum jam (CW) serta berlawanan arah jarum jam (CCW).

- Zoom

Augmentasi data menggunakan *zoom* diterapkan untuk menambah jumlah serta variasi data dengan memperbesar (*zoom in*) atau memperkecil (*zoom out*) bagian dari gambar. Penelitian ini juga akan menerapkan dua jenis *zoom* ini.

- Blur/Noise

Teknik ini digunakan untuk menghilangkan ketajaman atau detail pada data gambar. Penelitian ini akan menerapkan *gaussian blur* pada data gambar lempeng beraksara kawi. Menggunakan data dengan efek blur akan menambah variasi data pelatihan sehingga dapat meningkatkan *robustness* dari model hasil pelatihan.

Selain keempat teknik augmentasi di atas, penelitian ini juga mengkombinasikan beberapa teknik augmentasi untuk menghasilkan teknik augmentasi lain, seperti contohnya pengkombinasian translasi dengan *zoom*, dengan rotasi, atau dengan teknik lainnya. Tabel 1 menunjukkan teknik-teknik augmentasi yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 1. Teknik Augmetasi Data yang Digunakan

No.	Teknik
1	<i>Translate-up 100px, rotate 3° CW</i>
2	<i>Translate-right 100px, rotate 3° CW</i>
3	<i>Translate-left 100px, rotate 3° CW</i>
4	<i>Translate-down 100px, rotate 3° CW</i>
5	<i>Translate-up 100px, rotate 3° CCW</i>
6	<i>Translate-right 100px, rotate 3° CCW</i>
7	<i>Translate-left 100px, rotate 3° CCW</i>
8	<i>Translate-down 100px, rotate 3° CCW</i>
9	<i>Translate-up 100px, zoom in</i>
10	<i>Translate-up 100px, zoom out</i>
11	<i>Translate-right 100px, zoom in</i>
12	<i>Translate-right 100px, zoom out</i>
13	<i>Translate-down 100px, zoom in</i>
14	<i>Translate-down 100px, zoom out</i>
15	<i>Translate-left 100px, zoom in</i>
16	<i>Translate-left 100px, zoom out</i>
17	<i>Zoom in</i>
18	<i>Zoom out</i>
19	<i>Gaussian blur</i>

Setiap teknik augmentasi data yang terdapat pada Tabel akan diterapkan pada data citra yang ditunjukkan oleh Gambar 1.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil

Beberapa contoh hasil dari penerapan teknik agumentasi seperti translasi, rotasi, zoom, blur dan kombinasinya pada data citra yang dibahas di bab sebelumnya ditunjukkan oleh Gambar 2.

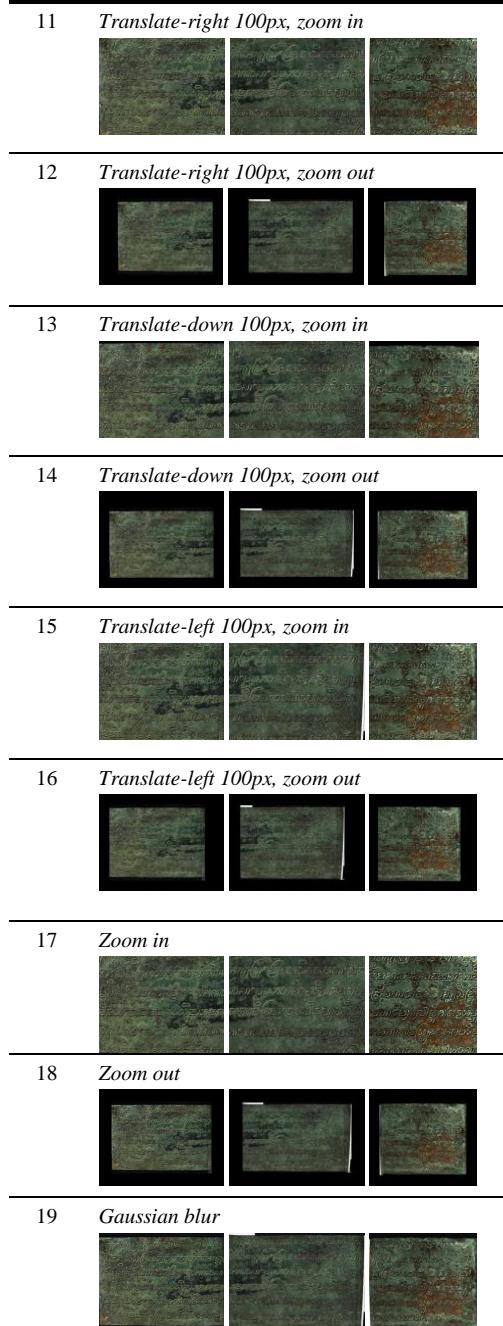


Gambar 2. Contoh Hasil Penerapan Augmentasi Data

Tabel 2 menunjukkan hasil dari penerapan masing-masing teknik augmentasi data yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 2. Teknik Augmetasi Data yang Digunakan

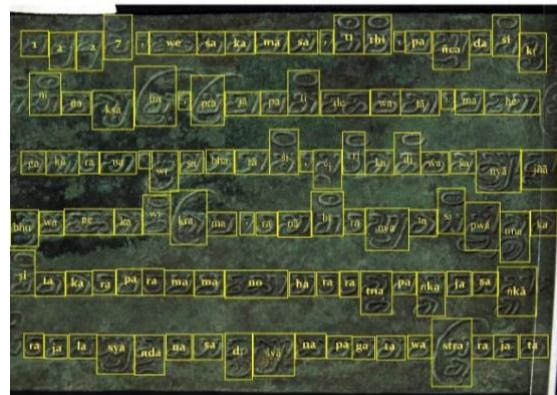
No.	Teknik
1	<i>Translate-up 100px, rotate 3° CW</i>
2	<i>Translate-right 100px, rotate 3° CW</i>
3	<i>Translate-left 100px, rotate 3° CW</i>
4	<i>Translate-down 100px, rotate 3° CW</i>
5	<i>Translate-up 100px, rotate 3° CCW</i>
6	<i>Translate-right 100px, rotate 3° CCW</i>
7	<i>Translate-left 100px, rotate 3° CCW</i>
8	<i>Translate-down 100px, rotate 3° CCW</i>
9	<i>Translate-up 100px, zoom in</i>
10	<i>Translate-up 100px, zoom out</i>



Pembahasan

Penerapan teknik augmentasi pada setiap gambar potongan lempeng menghasilkan 19 variasi data baru. Apabila ditambahkan data original maka terdapat 20 variasi yang berbeda, sehingga total terdapat 60 gambar potongan lempeng Prasasti Waruñgahan. Selain itu apabila dilakukan penghitungan terhadap label yang juga merepresentasikan jumlah aksara pada dataset yang digunakan, maka pada 3 (tiga) data sampel gambar lempeng tersebut sebelum augmentasi dilakukan terdapat sekitar 285 label. Setelah augmentasi dilakukan jumlah label meningkat menjadi 4975 label. Sebagai catatan, pelabelan hanya dilakukan pada aksara yang muncul sempurna pada lempeng prasasti, sehingga aksara yang hanya muncul sebagian

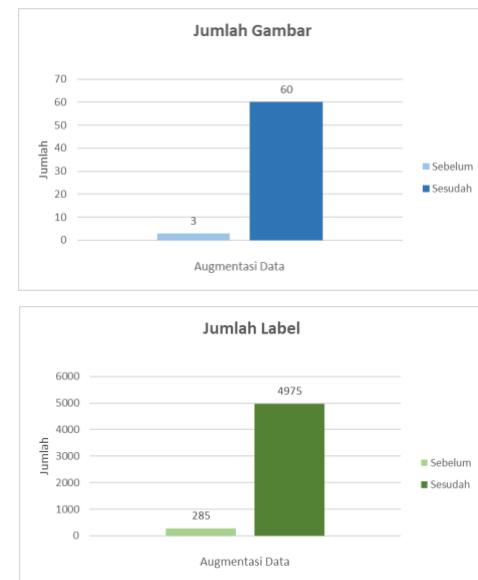
akibat proses augmentasi seperti translasi, rotasi, atau zoom tidak dilakukan pelabelan atau tidak dihitung. Gambar 3 menunjukkan tentang yang dimaksud sebagai label aksara pada data lempeng prasasti beraksara kawi.



Gambar 3. Contoh Label Aksara pada Data Prasasti

Proses anotasi atau pelabelan merupakan proses penting pada *supervised learning* sebelum proses *training* model dilakukan. Pelabelan harus dilakukan dengan teliti agar model dapat menghasilkan akurasi pendekripsi dan rekognisi aksara dengan akurat.

Gambar 4 menunjukkan perbandingan jumlah gambar sebelum dan setelah augmentasi, serta jumlah label sebelum dan setelah augmentasi dilakukan.



Gambar 4. Perbandingan pada Jumlah Gambar & Jumlah Label Sebelum dan Sesudah Augmentasi

Seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4, terdapat penambahan yang signifikan pada jumlah data gambar serta label setelah dilakukan proses augmentasi data.

Seperti disampaikan pada bab sebelumnya, hasil dari augmentasi data ini digunakan sebagai dataset pelatihan deteksi aksara menggunakan YOLO (*You Only Look Once*), salah satu algoritma pendekripsi

objek secara *real time* yang memiliki kecepatan pendekatan objek serta akurasi yang tinggi. Merujuk pada paper YOLO [21], YOLO menggunakan fitur dari keseluruhan gambar ketika melakukan prediksi. YOLO mempelajari representasi objek secara general serta melihat informasi kontekstual dari objek seperti posisinya dalam gambar serta objek-objek lain yang berada di sekitarnya. Oleh karena itu, ketika pelatihan model deteksi aksara kawi menggunakan YOLO, maka aksara tidak perlu dipisahkan satu per satu, namun langsung menggunakan keseluruhan lempeng yang di dalamnya terdapat banyak aksara sekaligus. Oleh karena itu augmentasi diterapkan pada potongan lempeng prasasti, bukan aksara per aksara. Mengingat bahwa YOLO juga mempelajari posisi dari objek ketika training maka proses augmentasi seperti transisi, rotasi, zoom, dan lainnya dapat memperkaya variasi data sehingga mengarahkan pada peningkatan akurasi dari model yang dihasilkan.

Pada penelitian ini penggunaan translasi sebesar 100 pixel mempertimbangkan agar tidak banyak data yang hilang akibat penerapan teknik augmentasi ini. Sedangkan pemilihan rotasi sebesar 3° mempertimbangkan derajat kemiringan normal yang sering terjadi saat pengambilan gambar/ pembacaan, sehingga diharapkan model tetap dapat membaca aksara dengan baik walaupun lempeng aksara tidak pada posisi yang lurus sempurna. Selanjutnya, penerapan teknik augmentasi *zoom* dapat menambah variasi data sehingga model akan terlatih untuk membaca aksara dengan ukuran yang besar maupun ukuran yang kecil. Demikian juga dengan penerapan teknik augmentasi *gaussian blur*, penerapan augmentasi ini dapat meningkatkan keandalan model dalam membaca gambar aksara pada prasasti yang tidak jelas/tajam ataupun terdapat noise karena proses pengambilan gambar yang kurang benar.

Selain penerapan teknik-teknik augmentasi yang dibahas sebelumnya, ketika proses training, data juga akan diubah menjadi *grayscale* untuk mengurangi biaya komputasi, mengingat pada data jenis aksara seperti ini keberadaan warna dapat diabaikan. Pengubahan *channel* warna menjadi *grayscale* dapat dilakukan dengan melalui *hyperparameter* yang disediakan oleh YOLO.

Beberapa teknik augmentasi data pada penelitian ini juga telah diterapkan pada [11] dan terbukti menghasilkan model dengan akurasi pendekatan yang tinggi terhadap aksara kawi pada Prasasti Warungahan.

4. Kesimpulan

Augmentasi data digunakan untuk meningkatkan jumlah serta variasi data. Augmentasi dapat diterapkan pada berbagai jenis data seperti teks, audio, gambar, dan jenis data lainnya. Proses augmentasi data biasa digunakan pada *machine learning/deep learning* terutama apabila data original yang dimiliki jumlahnya terbatas. Jumlah data yang besar serta bervariasi akan

membantu meningkatkan performa dan akurasi model serta dapat mencegah terjadinya *overfitting*.

Pada penelitian ini augmentasi data diterapkan pada data gambar potongan lempeng Prasasti Warungahan yang ditulis dengan Aksara Kawi. Teknik augmentasi yang diterapkan pada penelitian ini adalah translasi, rotasi, *zoom*, *blur/noise* serta kombinasinya dengan mempertimbangkan jenis data yang digunakan berupa data lempeng yang terdapat aksara di dalamnya. Teknik augmentasi *flipping* dan *color transformation* tidak diterapkan pada penelitian ini. *Flipping* dapat mengubah bentuk asli dari aksara sehingga dapat menghilangkan maknanya dan menjadikannya tidak lagi dapat dibaca. Sedangkan *color transformation* tidak diterapkan karena keberadaan warna pada data prasasti dapat diabaikan. Pemilihan teknik augmentasi harus disesuaikan dengan jenis data yang digunakan karena tidak semua teknik cocok digunakan pada semua jenis data. Penerapan augmentasi data pada penelitian ini telah meningkatkan jumlah data secara signifikan serta menghasilkan variasi baru pada data. Teknik-teknik augmetasi ini telah diterapkan pada penelitian lain dan menghasilkan model dengan akurasi pendekatan yang tinggi.

Daftar Rujukan

- [1] Taye, M.M., 2023. Understanding of Machine Learning with Deep Learning: Architectures, Workflow, Applications and Future Directions. Computers, Jordan, 2023,12,91. URL: <https://www.mdpi.com/2073-431X/12/5/91>
- [2] Li, H., Li, J., Guan, X., Liang, B., Lai Y., and Luo, X., 2019. Research on Overfitting of Deep Learning. 2019 15th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS), Macao, China, 2019, pp. 78-81. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9023664>
- [3] Guo, Y., Zhang, J., Cai, J., Jiang, B., Zheng, J., 2018. CNN-based Real-Time Dense Face Reconstruction with Inverse-Rendered Photo-Realistic Face Images. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2018, 41, 1294–1307. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8360505>
- [4] Sanjar, K., Rehman, A., Paul, A., and Jeong Hong, K., 2020. Weight Dropout for Preventing Neural Networks from Overfitting. 2020 8th International Conference on Orange Technology (ICOT), Daegu, Korea (South), 2020, pp. 1-4. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9468799>
- [5] Kolluri, J., Kotte, V. K., Phridviraj, M. S. B., and Razia, S., 2020. Reducing Overfitting Problem in Machine Learning Using Novel L1/4 Regularization Method. 2020 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)(48184), Tirunelveli, India, 2020, pp. 934-938. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9142992>
- [6] Awais, M., Bin Iqbal, M. T., and Bae, S. H., 2021. Revisiting Internal Covariate Shift for Batch Normalization. in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 32, no. 11, pp. 5082-5092. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9238401>
- [7] Krylov, A., 2023. Importance of Data Privacy in Healthcare: Data Security Standards. Available online: <https://kodjin.com/blog/the-value-of-data-privacy-in-healthcare> (accessed on 8 April 2024). URL: <https://kodjin.com/blog/the-value-of-data-privacy-in-healthcare/>
- [8] Kusuwa, W., 2015. Tatahan Huruf Jawa Kuno Terkikis, Prasasti 869 Masehi Sulit Dibaca. Available online:

- <https://regional.kompas.com/read/2015/08/05/15484311/Tatahan.Huruf.Jawa.Kuno.Terkikis.Prasasti.869.Masehi.Sulit.Dibaca> (accessed on 8 April 2024)
 URL: <https://regional.kompas.com/read/2015/08/05/15484311/Tatahan.Huruf.Jawa.Kuno.Terkikis.Prasasti.869.Masehi.Sulit.Dibaca>
- [9] Anggoro, A. P., 2008. Pelajaran Mengendalikan Banjir dari Klagen. Available online: <https://tekno.kompas.com/read/2008/11/15/01212614/pelajaran.mengendalikan.banjir.dari.klagen> (accessed on 15 Februari 2024).
 URL: <https://tekno.kompas.com/read/2008/11/15/01212614/pelajaran.mengendalikan.banjir.dari.klagen>
 URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/10041262>
- [10] Suciati, N., Sutramiani, N. P., and Siahaan, D., 2022. LONTAR_DETC: Dense and High Variance Balinese Character Detection Method in Lontar Manuscripts. in IEEE Access, vol. 10, pp. 14600-14609, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3147069. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9694598>
- [11] Santoso, R., Suprapto, Y. K., and Yuniarno, E. M., 2020. Kawi Character Recognition on Copper Inscription Using YOLO Object Detection. 2020 International Conference on Computer Engineering, Network, and Intelligent Multimedia (CENIM), Surabaya, 2020, pp.343-348. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9297873/>
- [12] Lyashenko, V., 2023. Data Augmentation in Python: Everything You Need to Know. Available online: <https://neptune.ai/blog/data-augmentation-in-python> (accessed on 8 Maret 2024). URL: <https://neptune.ai/blog/data-augmentation-in-python>
- [13] Yang, S., Xiao, W., Zhang, M., Guo, S., Zhao, J., Shen, F., 2022. Image Data Augmentation for Deep Learning: A Survey. arXiv 2022. arXiv:2204.08610. URL: <https://arxiv.org/abs/2204.08610>
- [14] Luo, Y. and Zhu, L., 2020. Research on Data Augmentation for Object Detection Based on X- ray Security Inspection Picture. 2020 IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications(AEECA), Dalian, China, 2020, pp. 219-222. URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9213654>
- [15] Gandhi, A., 2024. Data Augmentation | How to Use Deep Learning When You Have Limited Data — Part 2. Available online: <https://nanonets.com/blog/data-augmentation-how-to-use-deep-learning-when-you-have-limited-data-part-2/> (accessed on 5 Maret 2024). URL: <https://nanonets.com/blog/data-augmentation-how-to-use-deep-learning-when-you-have-limited-data-part-2/>
- [16] Refai, D., Abu-Soud, S., and Abdel-Rahman, M. J., 2023. Data Augmentation Using Transformers and Similarity Measures for Improving Arabic Text Classification. in IEEE Access, vol. 11, pp. 132516-132531. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10328600>
- [17] Muthumari, M., Bhuvaneswari, C. A., Kumar Babu, J. E. N. S., and Raju, S. P., 2022. Data Augmentation Model for Audio Signal Extraction. 2022 3rd International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC), Coimbatore, India, 2022, pp. 334-340. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9885539>
- [18] Alam, M. S., Wang, D., and Sowmya, A., 2021. Image Data Augmentation for Improving Performance of Deep Learning-Based Model in Pathological Lung Segmentation. 2021 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), Gold Coast, Australia, 2021, pp. 1-5. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9647209>
- [19] Shorten, C. dan Khoshgoftaar, T. M., 2019. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. Journal of Big Data 6, 2019: 1-48. URL: <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-019-0197-0>
- [20] Szeliski, R., 2021. Computer Vision: Algorithms and Applications 2nd Edition. New York: Springer. URL: <https://szeliski.org/Book/>