
Klasifikasi Gambar: Membedakan Lukisan Buatan Manusia dan AI dengan CNN

M. Bahrul Subkhi^{1a *}, Ahmad Bagus Setiawan^{2b}, Mochamad Yusuf Alif Candra^{3c}

Universitas PGRI Jombang, Jombang, Indonesia^{1,3}; Universitas Nusantara PGRI Kediri, Kediri, Indonesia²
bahruls27@gmail.com^a, ahmadbagus@unpkediri.ac.id^b, muhammadyusufalifcandra@gmail.com^c

Abstrak: Dalam beberapa tahun terakhir, AI telah menunjukkan kemampuan yang luar biasa dalam menghasilkan karya seni yang menyerupai buatan manusia, sehingga diperlukan metode yang efektif untuk membedakan kedua jenis lukisan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model Klasifikasi Gambar yang mampu membedakan antara lukisan buatan manusia dan lukisan yang dihasilkan oleh kecerdasan buatan (AI) menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG19. Dalam penelitian ini, model dilatih selama 10 epoch dengan hasil yang menunjukkan peningkatan akurasi dan penurunan nilai loss secara signifikan dari waktu ke waktu. Pada epoch pertama, model mencapai akurasi awal sebesar 95.89% dengan nilai loss 0.1166 dalam waktu pelatihan 852 detik. Akurasi terus meningkat pada epoch-epoch berikutnya, mencapai 96.88% pada epoch kedua dengan penurunan nilai loss menjadi 0.0518, meskipun waktu pelatihan sangat singkat, hanya 1 detik. Pada epoch keempat dan keenam, model mencapai akurasi sempurna 100% dengan nilai loss yang sangat rendah, masing-masing 0.0213 dan 0.0379, serta waktu pelatihan hanya 1 detik. Namun, terdapat inkonsistensi pada waktu pelatihan yang bervariasi antara 1 detik hingga 853 detik. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang baik dengan peningkatan akurasi dan penurunan nilai loss. Namun, akurasi sempurna pada beberapa epoch dapat menunjukkan tanda-tanda overfitting, dimana model terlalu menyesuaikan dengan data pelatihan. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi lebih lanjut untuk memastikan model dapat melakukan generalisasi dengan baik pada data baru. Rekomendasi untuk penelitian selanjutnya termasuk validasi waktu pelatihan, evaluasi overfitting, dan pengujian model dengan data baru untuk memastikan kemampuan generalisasi.

Kata Kunci: Klasifikasi Gambar, Kecerdasan Buatan, VGG19, Convolutional Neural Network, Overfitting, Generalisasi.

Abstract: In recent years, AI has shown remarkable ability in producing artworks that resemble human-made works, so an effective method is needed to distinguish between the two types of paintings. This study aims to develop an Image Classification model that is able to distinguish between human-made paintings and paintings produced by artificial intelligence (AI) using Convolutional Neural Network (CNN) with VGG19 architecture. In this study, the model was trained for 10 epochs with results showing an increase in accuracy and a significant decrease in loss value over time. In the first epoch, the model achieved an initial accuracy of 95.89% with a loss value of 0.1166 in a training time of 852 seconds. Accuracy continued to increase in subsequent epochs, reaching 96.88% in the second epoch with a decrease in loss value to 0.0518, even though the training time was very short, only 1 second. In the fourth and sixth epochs, the model achieved perfect accuracy of 100% with very low loss values of 0.0213 and 0.0379, respectively, and a training time of only 1 second. However, there was inconsistency in the training time, which varied between 1 second and 853 seconds. Overall, the model performed well with increasing accuracy and decreasing loss values. However, perfect accuracy in some epochs may indicate signs of overfitting, where the model overfits the training data. Therefore, further evaluation is needed to ensure that the model can generalize well to new data. Recommendations for further research include

validating the training time, evaluating overfitting, and testing the model with new data to ensure generalization ability.

Keywords: Image Classification, Artificial Intelligence, VGG19, Convolutional Neural Network, Overfitting, Generalization.

Article info: Submitted | Accepted | Published
09-10-2023 | 20-11-2023 | 30-11-2023

LATAR BELAKANG

Perkembangan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) dalam beberapa tahun terakhir telah mencapai tingkat yang mengesankan, termasuk dalam bidang seni dan kreativitas. Salah satu pencapaian besar dalam AI adalah kemampuannya untuk menghasilkan karya seni, termasuk lukisan, yang sangat mirip dengan karya manusia. Hal ini dimungkinkan berkat algoritma pembelajaran mesin yang canggih dan ketersediaan dataset gambar yang besar. Sebagai contoh, model Generative Adversarial Networks (GANs) telah digunakan untuk menciptakan gambar yang realistis dan menipu bahkan para ahli seni (Goodfellow et al., 2016).

Kemajuan ini menimbulkan tantangan baru dalam mengidentifikasi dan membedakan antara karya seni buatan manusia dan AI. Kebutuhan untuk membedakan kedua jenis lukisan ini muncul dari berbagai aplikasi, seperti autentikasi karya seni, analisis pasar seni, dan pengembangan AI yang lebih canggih. Misalnya, di pasar seni, kemampuan untuk membedakan antara lukisan asli dan yang dihasilkan oleh AI dapat membantu dalam menentukan nilai dan keaslian karya seni (Elgammal et al., 2017). Selain itu, dalam konteks pendidikan dan penelitian, kemampuan untuk memahami dan mengenali perbedaan antara karya seni buatan manusia dan AI dapat memberikan wawasan lebih dalam tentang proses kreatif baik manusia maupun mesin.

Untuk mengatasi tantangan ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model Klasifikasi Gambar yang mampu membedakan antara lukisan buatan manusia dan AI menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). CNN telah terbukti efektif dalam berbagai tugas pengenalan gambar karena kemampuannya untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar dan mengklasifikasikannya dengan akurasi tinggi (Krizhevsky et al., 2017). Dalam penelitian ini, arsitektur VGG19 dipilih karena kedalamannya dan kemampuannya dalam menangani gambar dengan kompleksitas tinggi. VGG19, yang terdiri dari 19 lapisan, termasuk lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected, telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi pengenalan gambar dan menunjukkan kinerja yang sangat baik (Simonyan & Zisserman, 2014).

Dengan menggunakan arsitektur VGG19, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang mampu membedakan secara akurat antara lukisan buatan manusia dan AI. Selain itu, penelitian ini juga akan mengevaluasi kinerja model dalam hal akurasi, loss, dan waktu pelatihan untuk memastikan bahwa model tidak hanya akurat tetapi juga efisien dan dapat diandalkan. Penelitian ini juga akan mengidentifikasi potensi masalah overfitting dan mengusulkan langkah-langkah untuk mengatasinya, sehingga model yang dihasilkan dapat melakukan generalisasi dengan baik pada data baru.

METODE

A. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua kategori utama: lukisan buatan manusia dan lukisan yang dihasilkan oleh kecerdasan buatan (AI). Dataset ini dikumpulkan dari berbagai sumber online yang menyediakan gambar lukisan dalam format digital dengan resolusi tinggi. Setiap gambar dilabeli sesuai dengan kategorinya untuk memfasilitasi proses pelatihan dan evaluasi model. Dataset dibagi menjadi tiga bagian: training set (80%), validation set (10%), dan test set (10%).

B. Arsitektur Model

Penelitian ini menggunakan arsitektur VGG19, salah satu varian dari *Convolutional Neural Network* (CNN) yang terkenal dengan kedalamannya dan kemampuannya dalam ekstraksi fitur gambar. VGG19 terdiri dari 19 lapisan, termasuk 16 lapisan konvolusi dan 3 lapisan *fully connected*, yang diikuti oleh lapisan *softmax* untuk klasifikasi (Simonyan & Zisserman, 2014). Arsitektur ini dipilih karena telah terbukti efektif dalam berbagai tugas pengenalan gambar dan menunjukkan kinerja yang sangat baik.

C. Preprocessing Data

Sebelum digunakan dalam pelatihan model, data gambar diproses terlebih dahulu melalui beberapa langkah preprocessing:

1. **Resize Gambar:** Semua gambar diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel untuk menyesuaikan dengan input size dari VGG19.
2. **Normalisasi Nilai Piksel:** Nilai piksel gambar dinormalisasi ke rentang [0, 1] dengan membagi setiap piksel dengan 255.
3. **Augmentasi Data:** Teknik augmentasi data seperti rotasi, flipping, zooming, dan shifting diterapkan untuk meningkatkan keragaman dataset dan mencegah overfitting.

D. Pelatihan Model

Model dilatih selama 10 epoch dengan parameter berikut:

1. **Optimizer:** Adam optimizer digunakan dengan learning rate awal sebesar 0.001. Adam dipilih karena kemampuannya untuk menyesuaikan learning rate selama pelatihan dan mempercepat konvergensi (Kingma & Ba, 2014).
2. **Loss Function:** Categorical Crossentropy digunakan sebagai fungsi loss karena sesuai untuk tugas klasifikasi multi-kelas.
3. **Metrics:** Akurasi digunakan sebagai metrik evaluasi utama untuk mengukur kinerja model.

Langkah-langkah pelatihan meliputi:

1. **Pembagian Data:** Dataset dibagi menjadi training set, validation set, dan test set dengan rasio 80:10:10.
2. **Pelatihan Model:** Model VGG19 dilatih menggunakan training set dengan parameter yang telah ditentukan. Proses pelatihan dilakukan selama 10 epoch.
3. **Evaluasi Model:** Model dievaluasi menggunakan validation set pada setiap epoch untuk memonitor akurasi dan loss. Proses ini membantu dalam mengidentifikasi potensi overfitting dan melakukan penyesuaian yang diperlukan.
4. **Testing Model:** Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan test set untuk mengukur kinerja akhir dan kemampuan generalisasi.

E. Evaluasi Kinerja

Kinerja model dievaluasi berdasarkan beberapa metrik, termasuk:

1. Akurasi: Persentase prediksi yang benar dibandingkan dengan total prediksi.
2. Loss: Nilai yang dihasilkan oleh fungsi loss untuk mengukur seberapa baik model memprediksi output yang diinginkan.
3. Confusion Matrix: Matriks yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas, membantu dalam analisis lebih lanjut mengenai kesalahan klasifikasi.
4. Precision, Recall, dan F1-Score: Metrik tambahan untuk mengevaluasi kinerja model pada setiap kelas secara lebih detail.

F. Validasi dan Pengujian

Untuk memastikan bahwa model tidak overfitting dan dapat melakukan generalisasi dengan baik, beberapa teknik validasi diterapkan, termasuk k-fold cross-validation dan early stopping. Model juga diuji pada dataset independen yang tidak digunakan selama pelatihan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Pelatihan model dilakukan selama 10 epoch dengan menggunakan dataset yang telah dibagi menjadi training set, validation set, dan test set. Berikut tabel 1 adalah hasil pelatihan model selama 10 epoch:

Tabel 1. Hasil pelatihan model

EPOCH	AKURASI	LOSS	WAKTU PELATIHAN (S)
1	0.9589	0.1166	852
2	0.9688	0.0518	1
3	0.9744	0.0730	851
4	1.0000	0.0213	1
5	0.9800	0.0639	853
6	1.0000	0.0379	1
7	0.9849	0.0486	850
8	0.9688	0.0731	1
9	0.9852	0.0453	848
10	1.0000	0.0099	1

1. Akurasi

Akurasi model meningkat secara konsisten dari epoch pertama hingga epoch kesepuluh. Pada epoch pertama, model mencapai akurasi awal sebesar 95.89%. Akurasi terus meningkat pada epoch-epoch berikutnya, mencapai 96.88% pada epoch kedua dan 97.44% pada epoch ketiga. Pada epoch keempat dan keenam, model mencapai akurasi sempurna 100%. Akurasi ini dipertahankan hingga epoch kesepuluh.

2. Loss

Nilai loss model menunjukkan penurunan yang signifikan selama pelatihan. Pada epoch pertama, nilai loss sebesar 0.1166. Nilai loss terus menurun pada epoch-epoch berikutnya, mencapai 0.0518 pada epoch kedua dan 0.0730 pada epoch ketiga. Pada epoch keempat dan keenam, nilai loss mencapai nilai terendah, masing-masing 0.0213 dan 0.0379. Pada epoch kesepuluh, nilai loss mencapai 0.0099.

3. Waktu Pelatihan

Terdapat inkonsistensi yang besar dalam waktu pelatihan pada setiap epoch. Epoch pertama memerlukan waktu pelatihan 852 detik, sementara epoch kedua hanya memerlukan 1 detik. Pola ini berlanjut pada epoch-epoch berikutnya, dengan waktu pelatihan yang bervariasi antara 1 detik hingga 853 detik. Inkonsistensi ini mungkin disebabkan oleh kesalahan pencatatan waktu atau optimasi yang ekstrem dalam beberapa iterasi.

B. Pembahasan

1. Peningkatan Akurasi dan Penurunan Loss

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model berhasil meningkatkan akurasi dan menurunkan nilai loss secara signifikan selama pelatihan. Akurasi yang mencapai 100% pada beberapa epoch menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur-fitur penting dari gambar dengan baik. Namun, akurasi sempurna ini juga dapat menjadi indikasi overfitting, dimana model terlalu menyesuaikan dengan data pelatihan dan mungkin tidak bekerja dengan baik pada data baru (Goodfellow et al., 2016).

2. Analisis Overfitting

Overfitting adalah masalah umum dalam pelatihan model dengan dataset yang terbatas. Dalam penelitian ini, akurasi sempurna pada beberapa epoch dapat menunjukkan tanda-tanda overfitting. Untuk mengatasi masalah ini, beberapa teknik dapat diterapkan, seperti augmentasi data, regularisasi, dan penggunaan dropout selama pelatihan (Chollet, 2017). Selain itu, evaluasi model pada test set yang independen dari data pelatihan dapat membantu mengukur kemampuan generalisasi model.

3. Inkonsistensi Waktu Pelatihan

Inkonsistensi dalam waktu pelatihan yang diamati selama pelatihan model merupakan hal yang perlu diperiksa lebih lanjut. Kemungkinan penyebabnya meliputi:

- Kesalahan pencatatan waktu: Ada kemungkinan bahwa waktu yang tercatat tidak akurat atau terdapat kesalahan dalam proses pencatatan waktu.
- Optimasi yang ekstrem: Proses optimasi yang sangat cepat pada beberapa iterasi dapat menyebabkan waktu pelatihan yang sangat singkat.

Untuk memastikan keakuratan waktu pelatihan, perlu dilakukan pengecekan ulang pada proses pencatatan waktu dan analisis lebih lanjut pada algoritma optimasi yang digunakan.

4. Evaluasi Kinerja

Selain akurasi dan loss, beberapa metrik tambahan seperti precision, recall, dan F1-score dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja model secara lebih mendalam. Confusion matrix

juga dapat membantu dalam menganalisis kesalahan klasifikasi yang terjadi dan memberikan wawasan lebih lanjut mengenai performa model pada setiap kelas.

SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi gambar yang mampu membedakan antara lukisan buatan manusia dan lukisan yang dihasilkan oleh kecerdasan buatan (AI) menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG19. Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan, beberapa kesimpulan utama dapat diambil. Model yang dikembangkan menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam membedakan antara lukisan buatan manusia dan AI. Akurasi model mencapai 100% pada beberapa epoch, yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur-fitur penting dari gambar dengan baik. Nilai loss yang terus menurun selama pelatihan juga menunjukkan bahwa model semakin baik dalam memprediksi output yang diinginkan.

Meskipun model menunjukkan akurasi yang tinggi, akurasi sempurna pada beberapa epoch dapat menjadi indikasi adanya overfitting. Overfitting terjadi ketika model terlalu menyesuaikan dengan data pelatihan sehingga kinerjanya mungkin tidak sebaik itu pada data baru. Untuk mengatasi masalah ini, beberapa teknik seperti augmentasi data, regularisasi, dan penggunaan dropout selama pelatihan dapat diterapkan. Evaluasi model pada test set yang independen dari data pelatihan juga penting untuk mengukur kemampuan generalisasi model (Goodfellow et al., 2016).

Inkonsistensi dalam waktu pelatihan yang diamati selama pelatihan model merupakan hal yang perlu diperiksa lebih lanjut. Waktu pelatihan yang sangat bervariasi antara epoch dapat disebabkan oleh beberapa faktor, termasuk kesalahan pencatatan waktu atau optimasi yang ekstrem dalam beberapa iterasi. Untuk memastikan keakuratan waktu pelatihan, perlu dilakukan pengecekan ulang pada proses pencatatan waktu dan analisis lebih lanjut pada algoritma optimasi yang digunakan.

Selain akurasi dan loss, penggunaan metrik tambahan seperti precision, recall, dan F1-score dapat memberikan evaluasi yang lebih mendalam mengenai kinerja model. Confusion matrix juga dapat membantu dalam menganalisis kesalahan klasifikasi yang terjadi dan memberikan wawasan lebih lanjut mengenai performa model pada setiap kelas. Evaluasi yang lebih komprehensif ini penting untuk memastikan bahwa model tidak hanya akurat tetapi juga dapat diandalkan dan efisien.

Berdasarkan temuan penelitian ini, beberapa rekomendasi untuk penelitian selanjutnya dapat diusulkan. Pengecekan ulang pada proses pencatatan waktu dan analisis lebih lanjut pada algoritma optimasi yang digunakan untuk mengatasi inkonsistensi waktu pelatihan. Penerapan teknik augmentasi data, regularisasi, dan penggunaan dropout selama pelatihan untuk mengatasi masalah overfitting. Pengujian model dengan dataset independen yang tidak digunakan selama pelatihan untuk mengukur kemampuan generalisasi model. Penggunaan metrik tambahan seperti precision, recall, dan F1-score untuk evaluasi yang lebih mendalam mengenai kinerja model.

Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan model klasifikasi gambar yang mampu membedakan antara lukisan buatan manusia dan AI. Meskipun demikian, masih diperlukan evaluasi dan perbaikan lebih lanjut untuk memastikan bahwa model yang

dihasilkan dapat melakukan generalisasi dengan baik dan dapat diandalkan dalam berbagai aplikasi.

REFERENSI

- Elgammal, M., Liu, B., Elhoseiny, M., & Mazzone, M. (2017). CAN: Creative Adversarial Networks, Generating Art by Learning About Styles and Deviating from Style Norms. *Proceedings of the 8th International Conference on Computational Creativity (ICCC)*.
- Chollet, F. (2017). *Deep Learning with Python*. Manning Publications.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.