

Explorasi Pola Batik Baru dengan Deep Convolutional Algorithm Generative Adversarial Networks (DCGANs)

Sahrial Ihsani Ishak¹⁾, Toto Haryanto²⁾, Tri Widodo³⁾, Angga Bayu Santoso⁴⁾

^{1, 2)} Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor

Jl. Raya Dramaga Kampus IPB Dramaga, Bogor, Jawa Barat

^{3, 4)} Faculty of Engineering and Computer Science, Universitas Teknokrat Indonesia

Jl. ZA. Pagar Alam No. 9-11, Labuhan Ratu, Bandar Lampung, Lampung

E-Mail : sahrialishak@gmail.com¹⁾; totoharyanto@apps.ipb.ac.id²⁾; tri_widodo@teknokrat.ac.id³⁾; anggabayu@teknokrat.ac.id⁴⁾

ABSTRAK

Batik merupakan kesenian tradisional yang berasal dari Indonesia yang memadukan seni, budaya dan teknologi dalam membuatnya. Keanekaragaman motif batik di Indonesia diperoleh dari nilai-nilai simbol, budaya berdasarkan setiap daerah yang terkait erat dengan kehidupan masyarakat itu sendiri. Pengembangan dalam teknologi mendorong untuk membuat terobosan inovasi dalam memaksimalkan jenis-jenis batik dengan pola terbaru. Inovasi dengan machine learning yaitu Deep Convolutional Algorithm Generative Adversarial Networks (DC-GAN) merupakan bentuk terobosan inovasi pengembangan lanjutan Generative Adversarial Networks (GAN) dalam membuat pola-pola terbaru untuk batik. Pengembangan ini akan menggunakan sembilan jenis batik daerah dengan total data gambar sebanyak tiga ribu tiga ratus sembilan puluh tujuh dan dilakukan proses iterasi sebanyak lima ribu kali.

Kata Kunci – DC-GAN, Pola Batik, Model, Pengembangan, Iterasi.

1. PENDAHULUAN

Batik merupakan kesenian nasional yang patut dilestarikan. Batik telah ditetapkan sebagai warisan budaya dunia oleh UNESCO sejak tahun 2009 (Unesco, 2021). Saat ini ada banyak sekali motif batik yang tersebar di seluruh wilayah Indonesia. Beraneka ragamnya motif batik di Indonesia diperoleh dari nilai-nilai simbol, budaya berdasarkan setiap daerah yang terkait erat dengan kehidupan masyarakat itu sendiri (Prayitno, 2020). Batik memiliki kerumitan pola dalam proses pembuatannya (Wulandari, 2022). Sehingga hal tersebut membuat harga penjualan batik menjadi mahal. Hal ini dapat menunjang ekonomi masyarakat yang menekuni dalam pembuatan batik. Namun dalam pembuatan pola, mereka harus memikirkan pola yang ingin digambar dan menggambarinya dalam bentuk sketsa terlebih dahulu, sebelum diproses menjadi batik secara utuh, sehingga membutuhkan waktu yang cukup lama dalam proses pengerjaannya.

Untuk membantu pengrajin batik dalam membuat pola batik, inovasi diperlukan dalam membuat jenis pola baru dengan bantuan teknologi kecerdasan buatan yang disebut Deep Learning. Deep learning adalah metode berbasis neural-networks yang dapat menghubungkan neuron ke banyak lapisan (Kubat & Kubat, 2017). Deep learning dibuat untuk menggantikan machine learning tradisional sehingga dapat mendapatkan fitur yang lebih tepat untuk digunakan sehingga benar-benar mewakili data dengan baik (Zhang et al., 2021). Deep Convolutional Algorithm Generative Adversarial Networks (DC-GAN) terobosan inovasi baru dalam membuat pola-pola terbaru untuk batik yang merupakan pengembangan lanjutan dari Generative Adversarial Networks (GAN).

Generative Adversarial Networks (GAN) adalah metode deep learning yang bertujuan untuk mendapatkan distribusi data baru berdasarkan distribusi data pada data latih (Hariharan et al., 2022). GAN terbuat dari 2 model yaitu model generator dan model discriminator. Tugas dari generator yaitu untuk membuat gambar tiruan yang terlihat seperti gambar asli. Selain itu tugas discriminator bertugas untuk menentukan mana gambar tiruan dan gambar asli. Deep Convolutional Algorithm Generative Adversarial Networks (DC-GAN) pengembangan terbaru yang menerapkan lapisan convolution dan convolution transpose pada model generator dan discriminatornya (Wu et al., 2021). Deep Convolutional Algorithm Generative Adversarial Networks terbukti dapat mempelajari representasi gambar dengan baik untuk pembelajaran yang diawasi dan pembelajaran generatif.

Penelitian yang berkaitan mengenai pembangkitan pola batik dilakukan oleh (Irawan & Widjaja, 2020), menggunakan metode Neural Transfer Style dengan Cost Warna, menghasilkan gambar baru yang dinamakan Creative Batik, berdasarkan hasil gambar dengan warna berkerumun dengan sedikit gradien warna yang jelas. Selain itu penelitian lain dilakukan oleh (Antoko, 2021) dalam membangkitkan pola batik menggunakan model Batik-GAN SL yang dikustomisasi dengan menambahkan fungsi content loss. Menghasilkan skor pengujian sebesar 42 pada FID Global dan 16 pada FID Local dengan penggunaan bobot fungsi content loss bernilai 1. (Toton Dwi Antoko)

Dalam artikel ini mengkaji penerapan metode Deep Convolutional Algorithm Generative Adversarial Networks (DC-GAN) untuk mengeksplorasi pola batik baru berdasarkan jenis batik dari sembilan daerah di Indonesia yaitu Batik

Aceh, Batik Bali, Batik Bengkulu, Batik Betawi, Batik Cirebon, Batik Lasem, batik Papua, Batik Solo, dan Batik Yogyakarta (Prayitno, 2020), dengan total data atau gambar yang digunakan 3.397 gambar sebagai data latih dan dilakukan training sistem sebanyak lima ribu iterasi untuk mendapatkan jenis pola batik baru berdasarkan pengembangan inovasi ini.

2. TINJAUAN PUSAKA

A. Pengenalan Pola

Pengenalan pola adalah disiplin ilmu yang mempelajari tentang pola yang terdapat dalam data, baik berupa data satu dimensi seperti teks, 2 dimensi seperti gambar, atau bahkan dimensi yang lebih besar. Bidang pengenalan pola akan mempelajari data berdasarkan pendekatan matematika dan statistika (Febriansari & Atmojo, 2021). Bidang pengenalan pola dapat digunakan dalam banyak area, beberapa diantaranya adalah pengenalan gambar, pengenalan karakter atau bahkan pengenalan anomali yang terjadi dalam suatu kumpulan data.

B. Batik

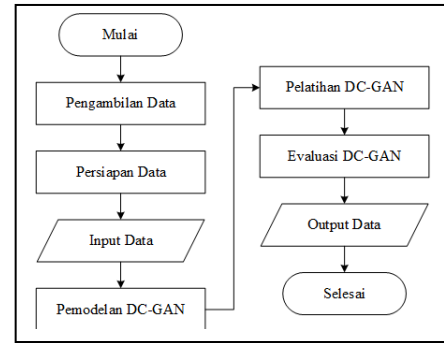
Batik adalah kesenian tradisional yang berasal dari Indonesia yang memadukan seni, budaya dan teknologi dalam membuatnya. Setiap daerah yang ada di Indonesia mempunyai batik khas nya masing-masing (Anwar & Sofyan, 1996), (Rusli et al., 2022). Tentunya motif dari setiap batik mempunyai filosofis nya masing-masing yang berdasarkan pada nilai-nilai budaya disuatu daerah dan batik juga memiliki nilai ekonomis. Kreasi batik merupakan warisan budaya di nusantara karena dapat membentuk ekspresi yang mewakili kreativitas dan seni masyarakat Indonesia dalam menceritakan kehidupan serta saranan penyampaian peristiwa- peristiwa yang terjadi di masa lampau yang ditangan dalam pola batik (Rusli et al., 2022). Kegiatan mengapresiasi kehidupan terlukis dengan indah dalam sepotong kain, dari sinilah keindahan dan keunikan corak tertuang di dalamnya.

C. Generative Adversarial Network

Generative Adversarial Network (GAN) merupakan salah satu metode Deep Learning yang dapat menangkap distribusi data latih sehingga dapat menghasilkan data baru dari distribusi data yang sama (Li et al., 2019). GAN terdiri dari 2 model, yaitu model Generator dan model Discriminator. Tugas generator adalah menghasilkan gambar palsu yang terlihat seperti gambar asli pada data latih. Tugas diskriminator untuk melihat gambar dan menentukan apakah itu gambar asli dari data latih atau gambar palsu yang dihasilkan dari generator. Pembaruan dari metode GAN yang sering digunakan adalah DC GAN. Pada metode DC GAN, pembaruan dilakukan dengan menambahkan layer konvolusi pada setiap model Generator dan Discriminator (Hao et al., 2020), dengan harapan agar dapat menghasilkan kualitas gambar yang memiliki pola yang lebih beragam dari data latihnya.

3. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.

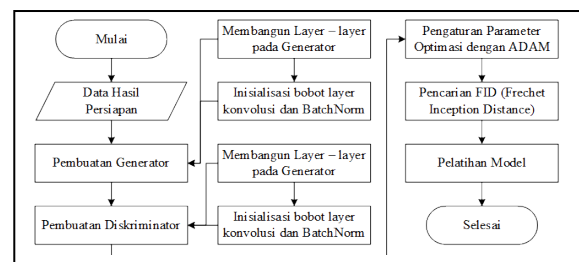


Gambar 1. Metode Penelitian.

Tahapan Pertama yaitu pengumpulan kebutuhan seperti melakukan kegiatan identifikasi secara garis besar untuk sistem yang akan dibangun dan Pengambilan data. Data diambil dengan cara web-scraping. Tools yang digunakan untuk web-scraping dengan menggunakan library dari bing image downloader(<https://pypi.org/project/bing-image-downloader/>). Data yang digunakan sebanyak 3.397 gambar dengan data lain diambil dari website Kaggle.com sebagai pengayaan model.

Tahap kedua adalah proses persiapan data, yang terdiri dari beberapa tahapan yaitu yang Augmentasi data dari web scrapping menggunakan website roboflow dengan menggabungkan data dari web scrapping dan data dari website kaggle.com. Selanjutnya melakukan perataan ukuran data menjadi 64x64 piksel. Langkah terakhir yaitu menormalisasi piksel-piksel pada data yang sudah diolah untuk pemodelan model.

Tahap Ketiga adalah Pemodelan Deep Convolutional Algorithm Generative Adversarial Networks (DC-GAN) dengan tahapan pemodelan dapat dilihat pada Gambar 3. Pada tahapan ini akan membuat generator dan discriminator dari data yang sudah di proses. Kemudian melakukan optimasi menggunakan fungsi Adam. Langkah selanjutnya membuat fungsi untuk mencari nilai FID (Frechet Inception Distance (Chong & Forsyth, 2020). Langkah terakhir adalah memodelkan model pelatihan menggunakan pretrained model InceptionV3.



Gambar 2. Pemodelan DC-GAN

Model generator terdiri dari beberapa layer yang mana bobotnya sudah diinisiasi pada layer konvolusi dan layer BatchNorm. Model discriminator terdiri dari beberapa layer yang mana bobotnya sudah diinisiasi pada layer konvolusi dan layer BatchNorm. Arsitektur pada model generator dan discriminator. Selanjutnya melakukan optimasi menggunakan fungsi Adam. Parameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel I. Optimasi dilakukan pada model Generator dan Discriminator.

Tabel 1. Hyperparameter Pada Optimizer

No	Hyperparameter	Nilai
1	real_label	0.9
2	fake_label	0.1
3	Learning rate pada generator	0.0004
4	Learning rate pada discriminator	0.0001
5	betas	0.5-0.999
6	Weight Loss ['BCE Loss']	default

Fungsi kerugian BCE dapat dilihat pada rumus $\ell(x,y) = L = \{ 11, \dots, 1N \} T, \ln = - [yn \cdot \log xn + (1-yn) \cdot \log (1 - xn)] \dots\dots\dots(1)$

Fungsi ini menyediakan perhitungan kedua komponen log dalam fungsi tujuan (yaitu $\log(D(x))$ dan $\log(1-D(G(z)))$). Tahap ini menentukan bagian mana dari persamaan tersebut yang akan digunakan dengan input y. Kemudian mendefinisikan label asli 0.9 dan label palsu sebagai 0.1. Label ini digunakan untuk menghitung loss dari model Discriminator dan Generator. Fungsi ADAM membutuhkan parameter learning rate. Learning rate pada model generator yaitu 0.0004, dan learning rate pada model discriminator yaitu 0.0001. Fungsi adam juga membutuhkan parameter beta dengan nilai 0.5 hingga 0.999. Langkah selanjutnya adalah membuat fungsi FID dalam mengevaluasi model yang dihasilkan. FID (Frechet Inception Distance) adalah matrik yang digunakan untuk mengukur fitur jarak antara gambar asli dan gambar yang dihasilkan. Secara matematis, FID menghitung jarak antara 2 distribusi normal multivariate. FID dengan univariate data dapat dihitung dengan persamaan :

$$d(X,Y) = (\mu_X - \mu_Y)^2 + (\sigma_X - \sigma_Y)^2 \dots\dots\dots(2)$$

Dimana :
 μ : Rata rata.
 σ : standar deviasi.
 X, Y : distribusi data.

Sementara itu, untuk multivariate data, persamaan matematisnya dapat dilihat pada persamaan dibawah ini :

$$FID = \|\mu_X - \mu_Y\|^2 - \text{Tr}(\Sigma_X + \Sigma_Y - 2\Sigma_{XY}) \dots\dots\dots(3)$$

Dimana :
 X dan Y : Real dan embeddings
 μ_X dan μ_Y : Magnitudo dari vektor A dan B.

$\Sigma_X + \Sigma_Y$: Matriks kovarian dari vektor A dan B
 Langkah terakhir adalah menyatukan model generator dan discriminator menggunakan pretrained model InceptionV3.

Tahap keempat yaitu melakukan proses pelatihan dengan mengulangi iterasi agar mendapatkan pola yang berbeda dari data yang digunakan dalam proses pelatihan. Adapun hyperparameter yang dibutuhkan dalam proses pelatihan GAN ini dapat dilihat pada Tabel 2.

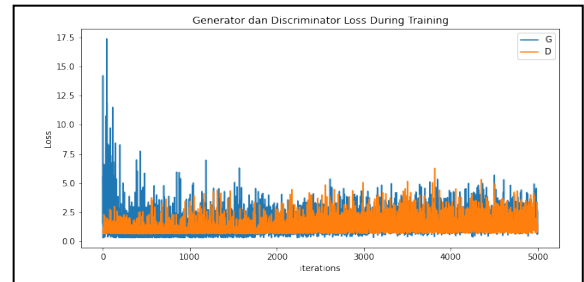
Tabel 2. Hyperparameter Pada Optimizer

No	Hyperparameter	Nilai
1	Epoch	1500
2	Real_Label	0.9
3	Fake_Label	0.1

Tahap Ke lima yaitu Evaluasi model DC-GAN, melakukan proses evaluasi model untuk menguji model yang telah dibuat sebelumnya. Bertujuan untuk melihat seberapa baik model yang telah dibuat. Metriks yang digunakan yaitu FID (Frechet Inception Distance) untuk menilai perbedaan antara data asli dan data prediksi yang dibuat oleh model generatif, seperti generative adversarial network (GAN).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Grafik Pelatihan Model DC-GAN



Gambar 3. Grafik Loss Selama Pelatihan

Grafik loss yang didapatkan selama proses training dapat dilihat pada Gambar 3. Loss pada discriminator selama pelatihan mencapai konvergen, dibandingkan dengan loss pada generator yang berubahnya tidak menentu. Saat generator dilatih, beberapa sampel acak dari noise pada gambar akan diambil. Sampel dari noise yang didapatkan akan digunakan oleh discriminator yang nantinya akan diklasifikasikan sebagai gambar nyata dan palsu berdasarkan kemampuan diskriminator untuk membedakan data satu dengan yang lain. Kerugian generator kemudian dihitung dari klasifikasi discriminator. Jika hasil yang didapatkan pada generator berhasil menipu discriminator maka akan diberikan reward, jika tidak berhasil menipu diskriminator maka akan diberikan hukuman.

Saat diskriminator dilatih, data akan diklasifikasikan menjadi data asli dan data palsu dari generator. Diskriminator akan menghukum dirinya sendiri karena salah mengklasifikasikan label asli atau palsu.

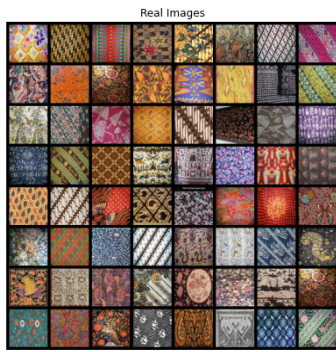
B. Grafik FID (Frechet Inception Distance)



Gambar 4. Hasil Grafik FID

Hasil grafik Frechet Inception Distance (FID) pada Gambar 4 menunjukkan bahwa grafik FID yang diperoleh selama proses pelatihan. Berdasarkan informasi yang ada dapat dilihat bahwa konvergensi grafik belum terlihat jelas karena masih terdapat banyak perubahan FID yang tidak terstruktur selama proses pelatihan yang dapat disebabkan kurangnya iterasi.

C. Hasil Pelatihan Model DC-GAN



Gambar 5. Data Gambar Original

Gambar 5 merupakan data asli yang digunakan untuk mendapatkan pola baru dalam batik. Data yang digunakan terdiri dari 9 jenis batik daerah dengan total 3.397 data gambar. Jenis-jenis batik sebagai berikut :

Batik Aceh



Gambar 6. Pola Batik Aceh Resolusi 64x64 Piksel
Batik Bali

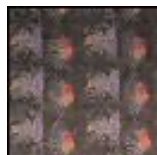


Gambar 7. Pola Batik Bali Resolusi 64x64 Piksel
Batik Bengkulu



Gambar 8. Pola Batik Bengkulu 64x64 Piksel

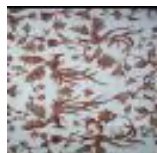
Batik Betawi



Gambar 9. Pola Batik Betawi Resolusi 64x64 Piksel
Batik Cirebon



Gambar 10. Pola Batik Cirebon 64x64 Piksel
Batik Lasem

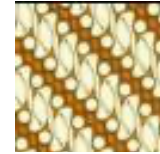


Gambar 11. Pola Batik Lasem Resolusi 64x64 Piksel

Batik Papua



Gambar 12. Pola Batik Papua Resolusi 64x64 Piksel
Batik Solo

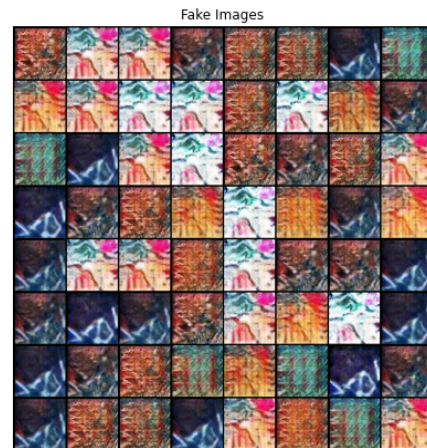


Gambar 12. Pola Batik Bali Resolusi 64x64 Piksel
Batik Yogyakarta



Gambar 13. Pola Batik Bali Resolusi 64x64 Piksel

Hasil pola batik baru yang diperoleh dari proses pelatihan dapat dilihat pada Gambar 14. Setelah proses pelatihan sebanyak 500 iterasi didapatkan gambar yang berhasil dilatih menggunakan model DCGAN. Berdasarkan pengamatan bahwa belum terlihat pola yang terstruktur seperti yang ada pada data latih. Hal itu juga didukung dengan evaluasi FID (Fretchet Inception Distance) yang dihasilkan masih tinggi grafiknya.



Gambar 14. Hasil Pola Batik Setelah Pelatihan

Hasil Pelatihan pada Iterasi terakhir yaitu 5000 iterasi yang dapat dilihat pada Gambar 15, menunjukkan data yang dihasilkan pada epoch terakhir secara pengamatan belum terlihat pola yang terstruktur seperti yang ada pada data latih. Loss yang didapat pada generator dan diskriminator juga masih terlalu tinggi. Loss yang didapatkan pada diskriminator sebesar 0.6855, artinya terdapat 535 * 0.6855 gambar yang eror. Error disini maksudnya adalah kegagalan diskriminator untuk memberikan label asli atau palsu pada data latih dengan benar. Loss yang didapatkan pada generator sebesar 1.6784, artinya terdapat 535 * 1.6784 gambar yang eror. Error disini maksudnya adalah kegagalan generator untuk menghasilkan gambar palsu yang lebih baik. FID adalah metrik kinerja yang menghitung jarak antara

vektor fitur gambar asli dan vektor fitur gambar palsu yang dihasilkan oleh generator [8]. Skor FID yang lebih rendah menunjukkan bahwa kualitas gambar yang dihasilkan oleh generator lebih tinggi dan mirip dengan gambar aslinya. Skor FID yang dihasilkan pada iterasi terakhir yaitu sebesar 334.6282. Artinya jarak antara vektor fitur gambar asli dan gambar palsu yang dihasilkan sudah jauh, namun jika dilihat lagi pada grafik yang dihasilkan, artinya kualitas gambar yang berhasil dibuat dari metode DCGAN ini masih belum baik.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang telah didapatkan melalui analisis dapat disimpulkan bahwa hasil grafik FID dalam konvergensi grafik belum terlihat jelas karena masih terdapat banyak perubahan FID yang tidak terstruktur selama proses pelatihan. Hasil pelatihan untuk mendapatkan pola batik baru masih belum terlihat pola yang terstruktur seperti pada data latih. Loss yang didapat pada generator dan diskriminator juga masih terlalu tinggi. Loss yang didapatkan pada diskriminator sebesar 0.6855, artinya terdapat 535 * 0.6855 gambar yang eror, Jadi perlunya menambahkan lebih banyak data latih serta penambahan jumlah iterasi agar pola baru dapat terlihat lebih jelas.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Antoko, T. D. (2021). *Pembangkitan Pola Batik Menggunakan Generative Adversarial Network dengan Content Loss Weighting*. Universitas Muhammadiyah Malang.
- Anwar, S., & Sofyan, K. (1996). Fungsi dan nilai kain Basurek bagi masyarakat Bengkulu. *Departemen Pendidikan Dan Kebudayaan*.
- Chong, M. J., & Forsyth, D. (2020). Effectively unbiased fid and inception score and where to find them. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 6070–6079.
- Febriansari, D., & Atmojo, I. R. W. (2021). NgaBatik: Aplikasi Pengenalan Motif Batik Ngawi Berbasis Android. *Syntax Literate; Jurnal Ilmiah Indonesia*, 6(2), 620–636.
- Hao, K., Feng, G., & Zhang, X. (2020). Robust image watermarking based on generative adversarial network. *China Communications*, 17(11), 131–140.
- Hariharan, B., Karthic, S., Nalina, E., & Prakash, P. N. S. (2022). Hybrid Deep Convolutional Generative Adversarial Networks (DCGANs) and Style Generative Adversarial Network (STYLEGANs) Algorithms to Improve Image Quality. *2022 3rd International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, 1182–1186.
- Irawan, Y. A., & Widjaja, A. (2020). Pembangkitan pola batik dengan menggunakan neural transfer style dengan penggunaan cost warna. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(2).
- Kubat, M., & Kubat. (2017). *An introduction to machine learning* (Vol. 2). Springer.
- Li, Y., Gan, Z., Shen, Y., Liu, J., Cheng, Y., Wu, Y., Carin, L., Carlson, D., & Gao, J. (2019). Storygan: A sequential conditional gan for story visualization. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 6329–6338.
- Prayitno, T. (2020). *Mengenal Produk Nasional Batik dan Tenun*. Alprin.
- Rusli, M., Djauhari, T., Aminuddin, F. H., & Surya, J. (2022). Sistem Informasi Pengenalan Batik Jambi Berbasis Android pada Sangar Batik Olak Kemang Kota Jambi. *Jurnal Unitek*, 15(1), 105–113.
- Unesco. (2021). *Indonesian Batik*. <https://ich.unesco.org/>. <https://ich.unesco.org/en/RL/indonesian-batik-00170>
- Wu, Y., Nie, L., Wang, S., Ning, Z., & Li, S. (2021). Intelligent Intrusion Detection for Internet of Things Security: A Deep Convolutional Generative Adversarial Network-enabled Approach. *IEEE Internet of Things Journal*.
- Wulandari, A. (2022). *Batik Nusantara: Makna filosofis, cara pembuatan, dan industri batik*. Penerbit Andi.
- Zhang, A., Lipton, Z. C., Li, M., & Smola, A. J. (2021). Dive into deep learning. *ArXiv Preprint ArXiv:2106.11342*.