PENGENALAN POLA MOTIF KAIN TENUN GRINGSING MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN MODEL ARSITEKTUR ALEXNET

Putu Aryasuta Wicaksana¹, I Made Sudarma², Duman Care Khrisne³

123 Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Udayana, Bali, Indonesia Email: aryasutawicaksana@gmail.com, msudarma@unud.ac.id, duman@unud.ac.id

ABSTRAK

Gringsing merupakan salah satu kain tradisional yang menjadi ciri khas dari Desa Tenganan Pegringsingan. Gringsing terbilang sangat unik karena pada pembuatannya menggunakan teknik dobel ikat, dimana teknik ini hanya bisa ditemukan di tiga tempat saja di dunia, yaitu Jepang, India dan Indonesia teptnya di Desa Tenganan Pegringsingan. Pada tahun 2016 kain gringsing mendapat sertifikasi Indikasi Geografis dari Kementerian Hukum dan Hak Asasi Manusia Republik Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah model deep learning untuk mengenali motif-motif kain tenun gringsing dan mengetahui performa model deep learning yang dibangun. Sehingga masyarakat dapat lebih mudah untuk mengenali motif-motif kain tenun gringsing tanpa harus memiliki kemampuan khusus. Model deep learning pengenalan pola motif kain tenun gringsing dibangun menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model arsitektur AlexNet. Pengujian dilakukan untuk mengetahui performa model yaitu waktu training, akurasi, presisi, recall dan nilai f-measure. Berdasarkan hasil pengujian model yang dibangun mampu menyelesaikan training 100 epoch dengan waktu 19,33 Jam, serta memiliki nilai akurasi sebesar 76%, presisi 74,1%, recall 72,3%, dan F-measure sebesar 0,73.

Kata Kunci: Gringsing, Deep Learning, CNN, AlexNet, Confusion Matrix.

ABSTRACT

Gringsing is one of the traditional fabrics that are characteristic of the Tenganan Pegringsingan Village. Gringsing is quite unique because in its manufacture it uses double-ikat techniques, where this technique can only be found in three places in the world, such as Japan, India, and Tenganan Pegringsingan Village. In 2016 Gringsing was certified by the Ministry of Law and Human Rights of the Republic of Indonesia as a Geographical Indication. This study aims to building a deep learning model to recognize Gringsing motifs and know the performance of the model, so that people can more easily recognize Gringsing motives without having special abilities. The model was built using the Convolutional Neural Network (CNN) method with the AlexNet architectural model. Tests are conducted to determine the performance of the model such as training time, accuracy, precision, recall, and f-measure value. Based on the test results the model built was able to complete 100 epoch training with a time of 19,33 hours, and has an accuracy value of 76%, 74.1% of precision, 72.3% of recall, and 0.73 of F-measure.

Keywords: Gringsing. Deep Learning. CNN. AlexNet. Confusion Matrix.

Toy not do! Gring Doop Loan mig, Grin, Thosa vot, Gorindolon Mathy

1. Pendahuluan

Indonesia dengan keberagaman suku menjadikan Indonesia kaya akan kebudayaan yang menjadi ciri khas dari setiap daerah, salah satunya adalah kain tradisional. Melalui ragam corak serta motif yang ada pada kain tradisional, mencerminkan kehidupan.

adat istiadat, dan kebudayaan yang ada pada suatu daerah.

Kain tenun gringsing merupakan salah satu kain tradisional yang sudah cukup dikenal di masyarakat khususnya Bali. Kain gringsing merupakan hasil kerajinan tekstil yang diproduksi secara tradisional menggunakan teknik tenun dobel-ikat, dimana teknik ini hanya bisa ditemukan di tiga tempat di dunia, yaitu Jepang, India, dan Indonesia tepatnya di Desa Tenganan Pegringsingan, Karangasem, Bali. Pada tahun 2016, Masyarakat Perlindungan melalui Indikasi Geografis Tenun Gringsing Bali (MPIG) dalam upaya melestarikan kain gringsing, telah berhasil memperoleh Indikasi Geografis sertifikasi Kementerian Hukum dan Hak Asasi Manusia Republik Indonesia [1].

Saat ini tercatat terdapat 27 ragam motif kain tenun gringsing. Dengan banyaknya ragam motif kain tenun gringsing tersebut, maka kemampuan untuk mengenali motif-motif kain tenun gringsing saat ini hanya dimiliki oleh orang-orang tertentu saja. Kain tenun gringsing juga saat ini mulai mengalami pergeseran nilai-nilai, dari nilai "sakra;spiritual" yang bergeser ke-nilai "materikomersial. Tentunya pergeseran tersebut memiliki dampak yang dapat mengancam kelestarian kain tenun gringsing.

Dengan kemajuan teknologi, saat ini banyak dikembangkan metode-metode yang dapat digunakan untuk mengenali motif-motif kain tradisional seperti pada yang menggunakan penelitian [2] metode Template Matching untuk dapat mengenali motif-motif dasar kain batik Sasirangan. Pengembangan lain juga dilakukan dalam pengenalan pola motif Kediri vang dikembangkan batik menggunakan metode Principal Component Analysis (PCA) [3].

Penggunakan deep learning dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) di dalam pengolahan citra mulai dikembangkan pada tahun 90an. Dimulai dari pengembangan document recognition [4] dan pengenalan pola digit tulisan tangan [5]. Deep learning dengan CNN memiliki performa yang lebih baik jika dibadingkan dengan metode sebelumnya yang masih menggunakan ekstraksi fitur secara manual. Hal ini dibuktikan pada tahun 2012, dengan menerapkan ConvsNet yang dipadukan dengan teknik Dropout Regularization, pemanfaatan ReLu sebagai fungsi aktivasi dan data augmentation, AlexNet [6] berhasil menjadi dalam kompetisi iawara **ImageNet** Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC).

Dengan demikian pada penelitian ini dibangun sebuah model deep learning untuk pengenalan pola motif kain tenun gringsing menggunakan metode Convolutional Neural Network yang sebelumnya pernah dilakukan pada kain batik [7]. Namun dengan model arsitektur yang berbeda, yaitu model arsitektur AlexNet.

Kajian Pustaka Kain Tenun Gringsing

Kain gringsing adalah salah satu kerajinan yang sudah ada sejak abad ke-11 bersamaan dengan sekte Indra dan merupakan identitas dari Desa Tenganan Pegringsingan. Motif dari kain gringsing menganut konsep keseimbangan. Konsep tersebut menggambarkan kehidupan masyarakat desa Tenganan Pegringsingan. Sehingga iika diperhatikan motif-motif kain gringsing mengambil bentuk-bentuk geometrissymetris baik kearah melebar maupun kearan panjangnya. Kemudian dari bentuk-bentuk konsep dan dasar tersebut, dikembangkan kedalam motifmotif yang menstilirisasi bentuk bentuk tumbuh-tumbuhan, hewan, dan senjata yang dekat dengan kehidupan seharihari masyarakat Desa Tenganan [8].

Saat ini terdapat 27 motif kain gringsing seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 Motif-Motif Kain Gringsing

No	Nama Motif	No	Nama Motif
1.	Kotak Tridatu	15.	Dinding Sigading
2.	Kotak Gambir	16.	Lubeng
3.	Dinding Ai/ Batun Cagi	17.	Pitara
4.	Waton	18.	Gringsing Isi
5.	Cemplong	19.	Wayang Candi
6.	Cemplong Memedi	20.	Wayang Putri

7.	Sih Tan Pegat	21.	Wayang Kebo
8.	Teteledan	22.	Lanang
9.	Tali Dandan	23.	Cakra
10.	Enjekan Siap	24.	Yudha
11.	Cecempakan	25.	Pangal Asu
12.	Pepare	26.	Tledu Nginyah
13.	Batun Tuwung	27	Trisula

Pada Gambar 1, 2, 3, dan 4 Merupakan beberapa contoh dari motifmotif kain gringsing.



Gambar 1 Motif Waton



Gambar 2 Motif Lubeng



Gambar 3 Motif Yudha



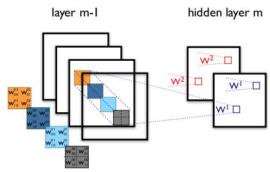
Gambar 4 Motif Wayang Candi

2.2 Deep Learning

Deep Learning adalah salah satu teknik pada machine learning yang memanfaatkan banyak layer pengolahan informasi nonlinier untuk melakukan ekstraksi fitur, pengolahan pola, dan klasifikasi. Deep Learning merupakan salah satu bagian dari Machine Learning yang memanfaatkan teknik Neural Network atau jaringan saraf tiruan diadalam memecahkan suatu permasalahan [9].

2.3 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari MLP Perceptron) Laver (Multy vang tersinspirasi dari jaringan saraf manusia dan didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam Deep Neural Network dikarenakan memiliki kedalaman jaringan yang tinggi dan pada arsitekturnya terdiri dari banyak lapisan [10]. Proses konvolusi pada CNN dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Konvolusi Pada CNN

Convolutional Neural Network (CNN) banyak dikembangkan dalam berbagai penelitian terkait pengolahhan citra, dikarenakan CNN memiliki performa yang mampu mengalahkan metode lain yang masih menggunakan ekstraksi manual, CNN fitur secara dan merupakan metode deep learning yang terbaik memiliki performa pengenalan citra. Pengembangannya dimulai pada tahun 90an pada penelitian [5] dan [4] untuk digit dan document recognition.

CNN juga mulai mendominasi pada kompetisi image classification dengan skala besar yaitu ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC), dimulai pada tahun 2012 dimenangkan AlexNet yang dikembangkan oleh [6].

2.4 AlexNet

AlexNet merupakan arsitektur syaraf tiruan yang menggunakan metode CNN yang pertama kali diperkenalkan dalam penelitian [6]. Pada tahun 2012 AlexNet membuktikan bahwa metode CNN mampu mengalahkan performa dari metode-metode sebelumnya pengenalan objek pada gambar dan menjadi jawara berhasil dalam Imag*eNet* Large Scale Visual Challenge (ILSVRC). Recognition AlexNet meniadi suatu trobosan baru pada deep learning dengan menerapkan ConvsNet yang dipadukan dengan teknik Dropout Regularization, pemanfaatan ReLu sebagai fungsi aktivasi dan data augmentation.

Pada Tabel 2 merupakan arsitektur jaringan dari *AlexNet*.

Tabel 2. Arsitektur AlexNet

Layer Type	Output Size	Filter Size / Stride	
INPUT IMAGE	227 <i>x</i> 227 <i>x</i> 3		
CONV	55 <i>×</i> 55 <i>×</i> 96	11 <i>x</i> 11=4 <i>x</i> 4; <i>K</i> = 96	
ACT	55 <i>x</i> 55 <i>x</i> 96		
BN	55 <i>x</i> 55 <i>x</i> 96		
POOL	27 <i>x</i> 27 <i>x</i> 96	3x3=2x2	
DROPOUT	27 <i>x</i> 27 <i>x</i> 96		
CONV	27 <i>x</i> 27 <i>x</i> 256	5x5;K = 256	
ACT	27 <i>x</i> 27 <i>x</i> 256		

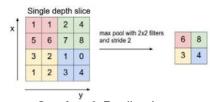
BN	27 <i>x</i> 27 <i>x</i> 256	
POOL	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 256	3x3=2x2
DROPOUT	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 256	
CONV	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 384	3x3;K = 384
ACT	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 384	
BN	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 384	
CONV	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 384	3x3;K = 384
ACT	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 384	
BN	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 384	
CONV	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 256	3x3;K = 256
ACT	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 256	
BN	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 256	
POOL	13 <i>x</i> 13 <i>x</i> 256	3x3=2x2
DROPOUT	6 <i>x</i> 6 <i>x</i> 256	
FC	4096	
ACT	4096	
BN	4096	
DROPOUT	4096	
FC	4096	
ACT	4096	
BN	4096	
DROPOUT	4096	
FC	1000	
SOFTMAX	1000	

2.5 Data Augmentation

Data Augmentation merupakan salah satu teknik yang mampu meningkatkan efektivitas dari klasifikasi objek pada gambar menggunakan deep learning. Beberapa teknik augmentation yang dapat diterapkan pada data image vaitu crop, flip, rotate, width shift, heihgt shift, zoom in, zoom out. [11].

2.6 Pooling Layer

Pooling layer merupakan layer yang digunakan untuk downsampling input untuk memperkecil dimensi. Pooling layer yang digunakan adalah max pooling dan average pooling. Ilustrasi Max Pooling dapat dilihat pada Gambar 6



Gambar 6 Pooling Layer

2.7 ReLu

Rectifed Linear Unit (ReLu) merupakan fungsi aktivasi liniear yang

banyak digunakan dalam CNN. Fungsi aktivasi berfungsi untuk menentukan apakah suatu *neuron* harus aktif atau tidak berdasarkan nilai bobot *input* [12].

2.8 Drop Out Layer

Untuk mengatasi overfitting digunakan Dropout Regularization, dimana neuron-neuron secara acak pada jaringan saraf tiruan akan dinonaktifkan sementara selama proses pelatihan sehingga kontribusi neuron tersebut terhadap aktifasi dinonaktifkan untuk sementara [13].

2.9 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah tabel yang menyatakan jumlah data uji diklasifikasikan secara benar dan data uji yang diklasifikasikan dengan salah. Confusion Matrix adalah suatu cara untuk mengukur kinerja dari model yang dihasilkan. Berdasarkan Confusion Matrix dapat ditentukan nilai presisi, recall, F-measure, dan akurasi validasi dengan persamaan (1), (2), (3), dan persamaan (4) sebagai berikut.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{1}$$

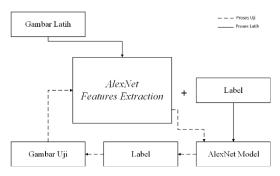
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$
 (2)

Fmeasure =
$$2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recal} \times 100\%$$
 (3)

Akurasi =
$$\frac{Jumlah\ Data\ benar}{Total\ Data} \times 100\%$$
 (4)

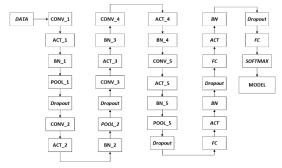
Metodologi Penelitian Gambaran Umum Sistem

Secara umum gambaran proses pengenalan pola motif kain tenun gringsing menggunakan metode CNN dengan model arsitektur *AlexNet* digambarkan dalam diagram proses pada Gambar 7.



Gambar 7 Gambaran Umum Proses

Secara umum sistem terdiri dari dua proses yaitu proses latih (*training*) yang digambarkan dengan garis panag berwarna hitam dan proses uji (*testing*) yang digambarkan dengan garis putusputus. Kemudian pada gambar 8 berikut merupakan diagram proses CNN model arsitektur *AlexNet*.

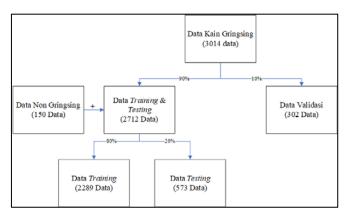


Gambar 8 Arstektur AlexNet

Arsitektur *AlexNet* terdiri dari 5 *layer* konvolusi yang, dimana setiap layer konvolusi akan diikuti dengan layer Activation, Batch Normalization, Pooling Layer, kemudian Dropout. Arsitektur model AlexNet menerima input dengan ukuran 227x227x3 yang selanjutnya *output* dari layer ini akan menjadi input pada layer selanjutnya dan begitu seterusnya. Output terakhir adalah sebuah model deep learning yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi motif-motif kain gringsing. Dari model yang dihasilkan, selanjutnya dilakukan analisis terhadap performa, seperti waktu training, ukuran model, dan dilakukan pengujian untuk mengetahui akurasi validasi, presisi, recall dan nilai F-measure.

Pada penelitian ini digunakan dataset kain tenun gringsing dengan total data sebanyak 3014 data, dan 150 data *non* tenun gringsing. Pada gambar 9 merupakan struktur data yang digunakan pada penelitian ini. Dari total

data kain gringsing, 10% data digunakan sebagai data validasi. Kemudian 90% data ditambah dengan 150 data *non* gringsing digunakan pada proses *training*.

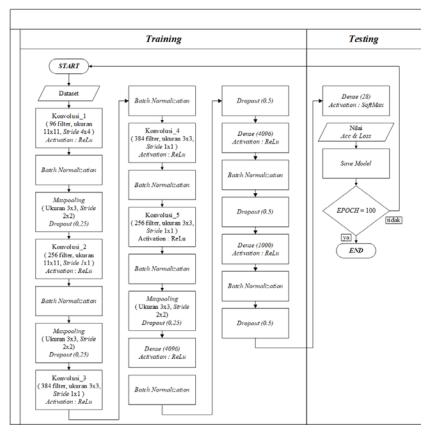


Gambar 9 Struktur Data

4. Hasil Dan Pembahasan

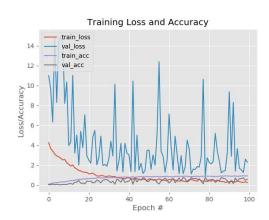
4.1 Arsitektur AlexNet

Pada penelitian ini aplikasi pengenalan pola motif kain tenun gringsing dibangun menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Model arsitektur yang digunakan adalah *AlexNet* yang diperkenalkan pada penelitian [6]. Gambar 10 merupakan realisasi model arsitektur *AlexNet* pada penelitian ini.



Gambar 10 Implementasi Arsitektur AlexNet

Training model dilakukan dengan nilai epoch 100 dan learning rate 1e-3. Gambar 11 merupakan grafik performa training dan testing.



Gambar 11 Grafik Performa *Training* dan *Testing AlexNet*

Proses *training* terdiri dari proses train dan test yang bertujuan untuk mengetahui performa model pada saat proses *training* atau berlatih dalam mengenali pola motif-motif kain tenun

gringsing. Untuk menyelesaikan *training* 100 epoch, dibutuhkan waktu selama 19,33 Jam.

Dari hasil *training* dan *testing*, didapatkan nilai rata-rata *train_loss* = 0.91, *val_loss* = 4.18, *train_acc* = 0.73, dan *val_acc* = 0.39. Pengujian selanjutnya dilakukan dengan 302 data validasi untuk menentukan akurasi validasi, dan *Confusion Matrix* untuk mengetahui presisi, *recall*, *serta F-measure*.

4.2 Pembahasan

Analisis dilakukan untuk mengetahui performa model pada saat proses training. Kemudian bagaimana performa model dalam mengenali data baru dengan melakukan pengujian terhadap data validasi, serta pengujian dengan menggunakan Confusion Matrix untuk mendapatkan nilai presisi, recall, dan F-measure.

4.2.1 Performa *Training* Aplikasi

Proses *training* dilakukan dengan jumlah *epoch* adalah 100 dan nilai

learning rate 1e-3. Performa pada saat training CNN dengan model arsitektur AlexNet disajikan dalam kedalam Tabel 3.

Tabel 3. Performa Training

	Model Arsitektur AlexNet
Waktu	19.33 Jam
Rata-rata <i>Train_acc</i>	0.73
Rata-rata Val_acc	0.39
Rata-rata Train_loss	0,91
Rata-rata Val_loss	4.18
Ukuran Model	891.517 KB

Berdasarkan Tabel 3, aplikasi yang dibangun menggunakan CNN dengan model arsitektur *AlexNet* dapat menyelesaikan proses *training* dengan waktu 19,33 jam, dengan rata-rata train akurasi sebesar 73%, rata-rata test akurasi sebesar 39%, rata-rata train loss sebesar 91%, dan rata-rata test loss yang cukup tinggi yaitu 418%. Model yang dihasilkan memiliki ukuran 891.517 KB.

4.2.2 Akurasi Validasi

Untuk mendapatkan nilai akurasi validasi, aplikasi diuji menggunakan 302 data kain tenun gringsing. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Validasi

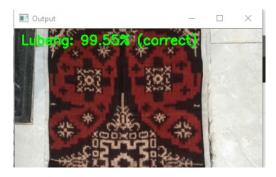
Model Arsitektur	Data Validasi	Jumlah Benar	Jumlah Salah	
AlexNet	302	230	72	

Berdasarkan data pada Tabel 4 jika dilakukan perhitungan menggunakan persamaan (4) didapatkan akurasi validasi sebagai berikut :

$$\frac{230}{302} \times 100\% = 76\% \tag{5}$$

Maka hasil perhitungan (5) menunjukkan, CNN dengan model arsitektur *AlexNet* memiliki nilai akurasi validasi sebesar 76%, dengan 230 data

dikenali dengan benar dan 72 data dikenali dengan salah. Beberapa hasil pengujian menggunakan data validasi dapat dilihat pada Gambar 11, 12, 13, dan 14.



Gambar 11 Hasil Validasi



Gambar 12 Hasil Validasi



Gambar 13 Hasil Validasi



Gambar 14 Hasil Validasi

4.2.3 Pengujian Confusion Matrix

Pengujian selanjutnya adalah menggunakan *Confusion Matrix* untuk dapat menentukan nilai presisi, *recall*, dan *F-measure*. Berdasarkan hasil pengujian *Confusion Matrix* maka didapatkan data pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Validasi

	Rata-	Rata-		
Model	rata	rata	F-measure	
	Presisi	Recall		
AlexNet	0,741	0,723	0,73	

Berdasarkan hasil pengujian dengan Confusion Matrix pada Tabel 5, aplikasi yang dibangun menggunakan metode CNN dengan model arsitektur AlexNet memiliki nilai rata-rata presisi sebesar 74,1%, nilai rata-rata recall sebesar 72,3%. Dari nilai presisi dan recall tersebut dapat ditentukan nilai Fmeasure dengan menggunakan persamaan (3) sebagai berikut.

$$2 \times \frac{0.741 \times 0.723}{0.741 + 0.723} \times 100\% = 0.73$$
 (6)

Sehingga berdasarkan hasil perhitungan (6), nilai *F-measure* yang didapatkan adalah sebesar 0,73 sesuai dengan Tabel 5.

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan berdasarkan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.

Penelitian ini telah berhasil dibangun model deep learning untuk dapat mengenali motif-motif kain tenun gringsing menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model arsitektur AlexNet.

Berdasarkan hasil training model, dibutuhkan waktu yang untuk menyelesaikan training 100 adalah selama 19,33 Jam. Dengan rata-rata nilai train akurasi, test akurasi, train loss. dan test loss didapatkan selama proses trainina secara berturut-turut adalah 73%, 39%, 91%, dan 418%. Serta model yang dihasilkan memiliki ukuran sebesar 891.517 KB.

Berdasarkan hasil validasi, dari 302 data validasi, 230 data dikenali dengan benar, dan 72 data dikenali dengan salah, sehingga nilai akurasi validasi yang diperoleh adalah 76%. Kemudian berdasarkan pengujian dengan menggunakan *Confusion Matrix*, didapatkan rata-rata presisi sebesar 74,1%, rata-rata *recall* sebesar 72,3% dan *F-measure* sebesar 0.73.

6. Daftar Pustaka

- [1] Yasa W, Buku Persyaratan Pendaftaran Indikasi Geografis Tunun Gringsing Bali. Karangasem: MPIG Tunun Gringsing Bali, 2016.
- [2] ROSYADI M. D, Pengenalan Motif Dasar Pada Kain Sasirangan Menggunakan Metode Template Matching, Technol. J. Ilm., vol. 8, no. 2, pp. 53–61, 2017.
- [3] Indriati R., Kom M., Wulanningrum R., Sistem Pengenalan Pola Motif Batik Kediri , Artikel Skripsi Universitas Nusantara PGRI Kediri, 2017.
- [4] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, dan Haffner P, Gradient-based learning applied to document recognition, Proc. IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [5] Lecun Y, Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network, Advances in Neural Information Processing System 2, 1990, pp. 396-404.
- [6] Krizhevsky A, Sutskever I, dan Hinton G. E, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Chapman and Hall/CRC. 2007.
- [7] Wicaksono A. Y, Suciati N, Fatichah C, Uchimura K, and Koutaki G, Modified Convolutional Neural Network Architecture for Batik Motif Image Classification, IPTEK, Journal Of Cience, vol. 2, no. 1, pp. 26–30, 2017.
- [8] Lodra I. N, Komodifikasi Makna Tenun Gringsing sebagai Soft

- Power Menghadapi Budaya Global, vol. 06, pp. 211–222, 2016.
- [9] Deng L, Yu D, Deep Learning: Methods and Applications Foundations and Trends R in Signal Processing, Foundations and Trends in Signal Processing, vol. 7, pp. 3–4, 2013.
- [10] Wijaya A. Y dan Soelaiman R, Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101, Jurnal Teknik ITS, vol. 5, no. 1, 2016.
- [11] Perez L dan Wang J., The Effectiveness of Data Augmentation in Image

- Classification using Deep Learning, 2017.
- [12] Nair V dan Hinton G. E., Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines, Proc. 27th Int. Conf. Mach. Learn., no. 3, pp. 807–14, 2010.
- [13] Shang J. dkk., Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting Nitish, J. Am. Chem. Soc., vol. 134, no. 46, pp. 19246–19253, Nov. 2012.