

Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Motif Batik

Atho'ul Muwafiq¹, Dinar Putra Pamungkas²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

³Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹athoulmuwafiq@gmail.com, ²danar@unpkediri.ac.id

Abstrak – Batik merupakan salah satu warisan kesenian dari leluhur yang ditetapkan oleh badan dunia PBB yakni UNESCO sebagai warisan budaya bangsa Indonesia. Pengetahuan tentang macam macam motif batik secara eksplisit yang jarang dimiliki oleh orang awam dan hanya dimiliki orang-orang tertentu yang memiliki keahlian pada bidang tersebut. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, perlu dibuat sistem pengenalan jenis-jenis batik yang optimal melalui pendekatan algoritma *Convolution Neural Network* yang diharapkan dapat memberikan pengenalan motif batik secara optimal. Pengujian dilakukan dengan melakukan pengujian terhadap vektor yang ada. Berdasarkan nilai probabilitas yang diperoleh dari setiap pengujian, maka membuktikan bahwa metode ini mampu mengklasifikasi batik dengan cukup baik.

Kata Kunci — *Convolutional Neural Network*, Batik, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Batik merupakan salah satu warisan kesenian dari leluhur yang ditetapkan oleh badan dunia PBB yakni UNESCO sebagai warisan budaya bangsa Indonesia. Batik merupakan batik yang mempunyai kharisma tinggi. Beribu-ribu macam motif batik telah dihasilkan oleh masyarakat secara turun temurun. Motif motif tersebut mengandung makna dari leluhur yang dulu menganut aliran animisme dan dinamisme.

Pengetahuan tentang macam macam motif batik yang mungkin hanya dimiliki oleh orang-orang tertentu yang memiliki keahlian pada bidang tersebut. Dikarenakan setiap daerah memiliki motif batik sendiri sendiri dan hampir serupa antara batik satu dengan yang lain.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, perlu dibuat sistem pengenalan jenis-jenis batik yang optimal melalui pendekatan algoritma *Convolution Neural Network* yang diharapkan dapat memberikan pengenalan motif batik secara optimal.

2. METODE PENELITIAN

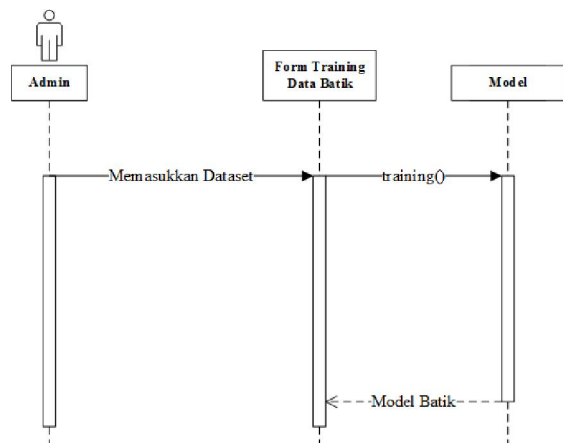
Tahapan penelitian yang dilakukan sebagai berikut:

2.1 Alur Proses Tahap *Training*

Diagram alur proses ini menampilkan alur dalam melakukan training pada dataset yang telah diinput oleh pengguna. Alur proses tahap training dapat dilihat pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, proses training dimulai dengan meng-input dataset gambar yang telah diberikan label dengan 5 kelas klasifikasi yaitu batik kawung, batik parang, batik truntum, batik sidomukti, batik satrio manah.

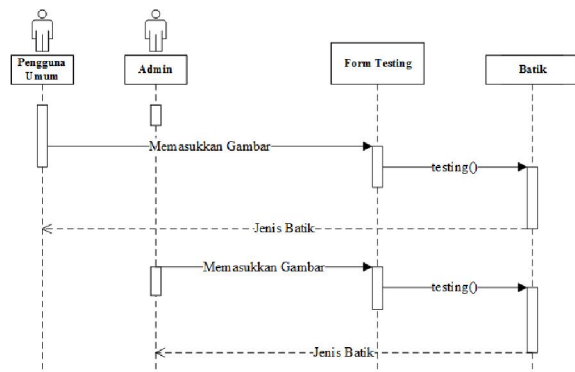
Selanjutnya, proses training dari dataset yang telah dimasukkan dengan menggunakan model yang telah dikonfigurasi dan dikompilasi.



Gambar 1 Alur Proses tahap Training

2.2 Alur Proses Tahap *Testing*

Proses dari jalannya prediksi gambar dimulai dengan input gambar yang digunakan untuk mendeteksi motif batik. Selanjutnya sistem akan membaca gambar yang telah diinput yang kemudian akan diproses untuk mengenali motif batik yang terdeteksi dari gambar tersebut. Langkah selanjutnya yaitu memanggil hasil dari proses training. hasil prediksi dari motif batik yang terdeteksi. Alur proses prediksi gambar dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Alur Proses tahap Testing

2.3 Analisis Kebutuhan Data

Pada penelitian ini data training yang digunakan menggunakan citra 5 motif batik solo, dengan masing-masing jenis batik memiliki 5 buah citra. Jumlah sampel sama untuk mempermudah dalam mempartisi data dalam pengklasifikasian, yang masing-masing berukuran 32 X 32 piksel. Dataset ini secara keseluruhan memiliki 200 citra pelatihan dan 100 citra pengujian yang dikumpulkan melalui repositori yang ada pada website. Berikut gambaran citra pada dataset batik untuk setiap jenisnya yang diwakilkan 5 jenis batik pada tabel 1.

Tabel 1 Jenis Jenis Batik

Motif	Variabel
	Batik motif kawung
	Batik motif parang
	Batik motif truntum
	Batik Motif Sidomukti



2.4 Citra

Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Citra terbagi 2 yaitu ada citra yang bersifat analog dan ada citra yang bersifat digital. Citra analog adalah citra yang bersifat kontinu seperti gambar pada monitor televisi, foto sinar X, hasil CT Scan dll. Sedangkan pada citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer.

2.5 Metode Deep Learning

Machine Learning merupakan metode untuk yang digunakan mempelajari data sehingga dapat melakukan hal-hal yang berguna pada data baru yang belum pernah ditemui. Lain halnya dengan pemrograman biasa yang diharuskan untuk secara eksplisit untuk memberikan aturan kepada komputer ketika ingin melakukan aksi, *Machine Learning* mempelajari aturan tersebut secara implisit dan otomatis dari contoh-contoh data yang sudah ada.

Machine Learning adalah salah satu teknologi yang populer dan banyak digunakan belakangan ini. Hampir di semua sisi dunia digital yang digunakan sehari-hari menggunakan *Machine Learning*. Penerapan *Machine Learning* ini biasa terdapat pada aplikasi sehari-hari yang sering kita gunakan, diantaranya Google Translate, Google Now, Google Maps, Youtube, Siri, dan lain-lain.

Machine Learning memiliki kekurangan yang konvensional yakni mahalnya proses representasi data. *Feature engineering* dari data harus dilakukan secara hati-hati dan tak jarang, dibutuhkan domain expert dalam prosesnya agar didapatkan hasil yang maksimal. Hal ini membuat proses pengolahan data tidak praktis dalam skala besar.

Deep Learning merupakan salah satu bidang dari *Machine Learning* yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk implementasi permasalahan dengan dataset yang besar. Teknik *Deep Learning* memberikan arsitektur yang sangat

kuat untuk Supervised Learning. Dengan menambahkan lebih banyak lapisan maka model pembelajaran tersebut bisa mewakili data citra berlabel dengan lebih baik. Sebagai contohnya, pada input layer, data masih berupa data mentah, misalnya piksel warna pada image. Pada layer pertama, data direpresentasikan sebagai bagian-bagian image yang paling sederhana, misalkan garis. Pada layer selanjutnya, data direpresentasikan sebagai bentuk sederhana yang merupakan komposisi dari garis. Pada layer selanjutnya, representasi tersebut semakin abstrak dan kompleks. Hal ini membuat fungsi yang sangat kompleks dapat dipelajari dari data.

2.6 Arsitektur Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dirancang untuk mengolah data dua dimensi. Pada CNN, setiap neuron direpresentasikan dalam bentuk dua dimensi. CNN termasuk dalam Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diterapkan pada data citra. CNN hampir sama dengan neural network pada umumnya yang memiliki neuron yang memiliki bobot dan bias [6].

Convolutional Neural Network memiliki 4 layer utama, yaitu :

a. Convolutional Layer

Convolutional Layer melakukan proses operasi konvolusi terhadap input ataupun output dari layer sebelumnya. Konvolusi adalah istilah matematis yang mengaplikasikan sebuah fungsi pada output fungsi lain secara berulang [6]. Tujuan dilakukannya konvolusi pada data citra yaitu untuk mengekstraksi fitur dari citra input. Konvolusi akan menghasilkan transformasi linear dari data input sesuai informasi spesial pada data. Bobot pada layer tersebut menspesifikasikan kernel konvolusi yang digunakan, sehingga kernel konvolusi dapat dilatih berdasarkan input pada CNN.

Convolution layer bekerja dengan meniru sifat-sifat dari visual cortex otak dan mempelajari filter-filter dari input image. Layer ini disebut dengan convolutional layer karena operasi yang dilakukan adalah convolution antara filter dengan input image. Filter yang dipelajari pada layer ini dapat berbentuk berbagai macam, misalnya jika digunakan untuk mempelajari image, maka filter tersebut mungkin mempelajari untuk melakukan edge.

b. Average Pooling (Subsampling)

Average Pooling adalah proses untuk meningkatkan invariansi posisi dari fitur menggunakan operasi Average. Average

Pooling membagi output dari Convolutional Layer menjadi beberapa grid kecil lalu mengambil nilai rata-rata dari setiap grid untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi. Subsampling layer biasa digunakan untuk mengurangi dimensi yang berasal dari input. Tujuannya adalah untuk mengurangi jumlah parameter yang dibutuhkan dalam CNN dan juga untuk membuat CNN invarian terhadap perubahan kecil di dalam suatu citra.

c. Relu (Rectified Linear Units)

Pada layer ini mengaplikasikan fungsi aktivasi tak jenuh pada node $f(x) = \max(0, x)$. Layer ini meningkatkan sifat non-linier dari fungsi pengambil keputusan dan semua jaringan tanpa mempengaruhi bidang reseptif dari Convolutional Layer.

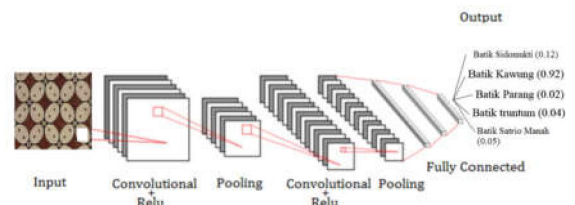
d. Fully Connected Layer

Pada layer ini memiliki kesamaan struktur dengan Artificial Neural Network pada umumnya yaitu memiliki input layer, hidden layer dan output layer yang masing-masing memiliki neuron-neuron yang saling terhubung dengan neuron-neuron di layer tetangganya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Convolutional Neural Network

Dalam penelitian ini, Metode yang digunakan untuk proses klasifikasi yaitu Convolutional Neural Network. Adapun Arsitektur Convolutional Neural Network untuk klasifikasi Motif batik dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Arsitektur Convolutional Neural Network untuk klasifikasi Motif batik

Gambar 3 merupakan arsitektur jaringan pada proses training, penelitian ini menggunakan input gambar dengan ukuran 64x64x3. Arsitektur diatas dapat dijelaskan seperti penjelasan dibawah ini :

1. Convolutional Layer akan menghitung output dari neuron yang terhubung ke daerah lokal dalam input, masing-masing menghitung produk titik antara bobot mereka dan wilayah kecil yang terhubung ke dalam volume input.. setelah proses konvolusi, maka ditambahkan sebuah aktivasi fungsi yaitu RELU (Retrified Linear

- Unit*). Fungsi ini bertujuan mengubah nilai negative menjadi nol.
2. Proses pooling. Proses ini merupakan pengurangan ukuran matriks dengan menggunakan operasi pooling. Pada penelitian ini menggunakan average-pooling untuk mendapatkan nilai matriks yang baru dari hasil pooling.
 3. Fully connected. Pada layer ini hanya satu hidden layer yang digunakan pada jaringan MLP (Multi Layer Perceptron).fully connected disini mengubah output pooling menjadi vector.
 4. Proses terakhir yaitu menggunakan aktivasi fungsi Softmax. Softmax merupakan fungsi yang mengambil input vector dan menormalkannya menjadi distribusi probabilitas.

Pada simulasi ini gambar input yang berukuran 10x10 piksel direpresentasikan sebagai matrik pada tabel 2

Tabel 2 Matriks Input

255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
255	100	199	198	197	196	195	194	193	
255	150	142	134	126	118	110	102	94	
255	170	165	160	155	150	145	140	135	
255	255	188	120	64	50	36	22	176	
255	222	211	90	51	40	35	30	217	
255	230	50	40	38	36	34	32	188	
255	240	130	135	85	42	48	41	159	

Terdapat beberapa tahapan dalam pemrosesan citra dengan Convolutional Neural Network.

1) Konvolusi

Terdapat dua proses konvolusi di dalam CNN, pada konvolusi pertama dilakukan proses filter berukuran 3x3 dengan bobot yang telah ditentukan. Nilai dari filter dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3 Filter Konvolusi

-0.5	0.2	0.1
0.2	0.1	0.4
0.3	-0.1	-0.2

Setelah dilakukan filter, maka dari proses konvolusi pertama didapat dapat hasil sebagai berikut. lihat tabel 4

Tabel 4 Hasil Konvolusi Pertama

62	195	179	179	179	179	179	179	166
----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

127	133	92	91	91	90	89	89	79
97	82	60	55	49	44	38	33	76
83	64	115	111	97	83	81	45	75
126	87	111	85	27	3.5	7.1	13	43
119	143	76	10	-4.1	11	8.9	70	119
117	59	38	-47	24	23	13	74	127
120	53	17	63	46	35	35	110	162
124	106	90	138	117	131	131	115	187
204	126	127	128	129	130	126	114	143

Pada proses konvolusi digunakan persamaan seperti berikut.

$$s(t) = (x * t)(t) = \sum_{\alpha}^{\infty} \frac{\infty}{\alpha} = \infty x(a) * w(t - a)$$

Keterangan :

s(t) = fungsi hasil operasi konvolusi, x = Input, W = Bobot (kernel)

2) Relu (Rectified Linear Unit)

Pada proses Relu nilai negatif dari output neuron akan diubah menjadi 0. Hasil Relu yang pertama dapat dilihat pada tabel 5

Tabel 5 Hasil Relu Pertama

62	19	17	17	17	17	17	17	16	10
	5	9	9	9	9	9	9	6	9
12	13	92	91	91	90	89	89	79	0
7	3								
97	82	60	55	49	44	38	33	76	14
83	64	11	11	97	83	81	45	75	84
		5	1						
12	87	11	85	27	3.5	7.1	13	43	84
6		1							
11	14	76	10	0	11	8.9	70	11	63
9	3							9	
11	59	38	0	24	23	13	74	12	28
7								7	
12	53	17	63	46	35	35	11	16	28
0							0	2	
12	10	90	13	11	13	13	11	18	74
4	6		8	7	1	1	5	7	
20	12	12	12	12	13	12	11	14	63
4	6	7	8	9	0	6	4	3	

3) Pooling

Pada proses Pooling, akan difilter dengan ukuran filter 2x2 dan *Stride* atau pergeseran sebanyak dua kali. *Pooling* yang digunakan dalam tahap ini adalah adalah *Average Pooling*. Hasil dari proses pooling ditunjukkan tabel 6

Tabel 6 Hasil Average Pooling

129	135	135	134	89
81	85	68	49	62
119	71	10	23	77
87	29	32	57	85
140	120	126	121	116

4) Hasil Konvolusi Kedua

Pada konvolusi kedua dilakukan filter lagi dengan ukuran filter dan bobot yang sama dengan konvolusi pertama. Hasil proses konvolusi yang kedua ditunjukkan oleh tabel 7

Tabel 7 Hasil Konvolusi Kedua

42	96	103	79	44
56	55	32	-3	-34
50	35	-5	3.9	8.7
13	-6	0.2	56	49
83	56	83	88	24

5) Relu (*Rectified Linear Unit*) Kedua

Seperti pada tahap Relu pertama, jika ada nilai negatif pada hasil konvolusi amak akan dirubah menjadi 0. Hasil Relu kedua dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8 Hasil Relu Kedua

42	96	103	79	44
56	55	32	0	0
50	35	0	3.9	8.7
13	0	0.2	56	49
83	56	83	88	24

6) *Pooling* Kedua

Pada *pooling* kedua matriks hasil Relu akan dikenakan filter *pooling* dengan ukuran 2x2 dengan *Stride* satu kali. Setelah dilakukan *pooling* maka diperoleh output seperti pada tabel 9

Tabel 9 Hasil Pooling Kedua

62	71	53	31
49	30	8.9	3.1
25	8.8	15	29
38	35	57	54

7) *Fully Connected Layer*

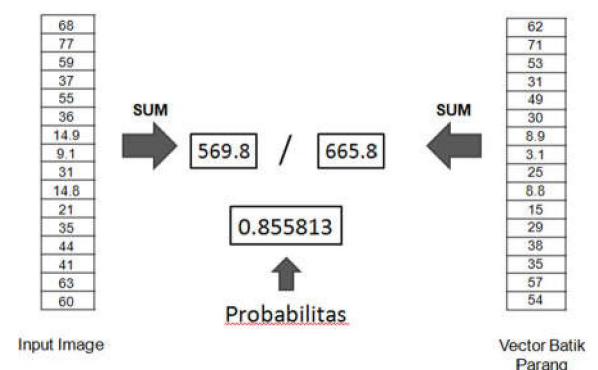
Proses *Fully connected Layer* bertujuan untuk melakukan transformasi dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear. Pada proses ini nilai input matriks dari layer *pooling* sebelumnya akan diubah menjadi vector. Setelah dilakukan *FC Layer* maka diperoleh output seperti pada tabel 10

Tabel 10 Hasil Fully Connected Layer

62
71
53
31
49
30
8.9
3.1
25
8.8
15
29
38
35
57
54

8) *Softmax Function*

Softmax Function akan mengklasifikasikan input terhadap targetnya, yaitu kedalam 5 kelas batik yaitu batik kawung, batik parang, batik truntum, batik sidomukti dan batik satrio manah. Pertama hasil vektor gambar input di jumlahkan dan vektor dari dataset juga dijumlahkan, setelah itu jumlah input dibagi dengan jumlah dari dataset dan akan muncul probabilitas seperti pada gambar 4



Gambar 4 Softmax Function

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan dari proposal ini dapat disimpulkan bahwa telah berhasil dibuat perancangan dan klasifikasi pengenalan motif batik. Akurasi dari metode ini bergantung kepada jumlah dataset dan arsitektur CNN itu sendiri. Semakin banyak dataset tentunya akan semakin bagus. Arsitektur terbaik saat ini adalah GoogLeNet yang hanya mendapat *error rate* 6.67%.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya dapat mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* untuk menjadikan aplikasi edukasi batik untuk masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adam, R., R. 2016. Deep Learning Untuk Pengenalan Pelafalan Huruf Hijaiyah Berharakat. UGM: Program Studi Ilmu Komputer. Skripsi.
- [2] Huang, G.-B., Zhu, Q.-Y. and Siew, C.-K. 2006. Extreme learning machine : theory and applications. *Int. J. of Neurocomputing* 70(2006): 489-501.
- [3] Krizhevsky, A., Sutskever, I. dan Hinton, G.E. 2012. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Neural Information Processing Systems*, pp.1–9.
- [4] Sarraf, S & Tofighi, G. 2016. Classification of Alzheimer’s Disease using fMRI Data and Deep Learning Convolutional Neural Networks. arXiv:1603.08631.
- [5] Wicaksono, Ardian Yusuf., Suciati, Nanik., Faticah, Chastine., Uchimura, Keiichi. dan Koutaki, Gou. 2017. Modified Convolutional Neural Network Architecture for Batik Motif Image Classification. *IPTEK, Journal of Science* Vol. 2 No. 1.
- [6] Suartika, I. W. E. P., Wijaya, A. R & Soelaiman, R. 2016. Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS* Vol. 5 No. 1.
- [7] Sutoyo, T. 2009. Teori Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: Andi.