

# KLASIFIKASI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA TANGKAPAN LAYAR HALAMAN INSTAGRAM

**Abdul Kholik**

*Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indo Global Mandiri  
Jl. Jend. Sudirman No. Km. 4 No. 62, 20 Ilir D. IV, Kec. Ilir Tim. I, Kota Palembang  
Email: [abdul@uigm.ac.id](mailto:abdul@uigm.ac.id)*

## **Abstract**

*Instagram is a very popular social media for now. Overall posts also affect the level of interest of many people, if the Instagram page has its own characteristics visually it will attract people to follow the page, especially for people who have the same tastes.*

*In the field of image processing there are several algorithms that can be used including Naïve Bayes, Support Vector Machine, and Neural Network. In line with the development of technology, digital image processing algorithms are developed. One of the developments of deep learning is the Convolutional Neural Network. The study aims to visually classify instagram pages or imagery on screenshots using the Convolutional Neural Network method.*

*The classification of instagram page screenshots in this study was divided into 5 classes, namely Beauty, Family, Fitness, Fashion and Food with a total image data of 3770 instagram page screenshots. The results of the confusion matrix test of this study with an accuracy rate of 91%, precision by 93%, recall by 90%, and F1-Score by 91%. The model test obtained is also tested with data that is different from the dataset, a total of 25 screenshot image data tested on the model, the model can predict 20 instagram page screenshot images.*

**Keyword:** *image classification, convolutional neural network, instagram page, screenshot.*

## **Abstrak**

Instagram adalah media sosial yang sangat populer untuk saat ini. keseluruhan postingan juga berpengaruh pada tingkat ketertarikan banyak orang, jika halaman instagram memiliki ciri tersendiri secara visual maka akan menarik minat orang untuk mengikuti halaman tersebut khususnya bagi orang yang memiliki selera yang sama.

Pada bidang *image processing* terdapat beberapa algoritma yang dapat digunakan di antaranya adalah *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, dan *Neural Network*. Sejalan dengan perkembangan teknologi maka, dikembangkan algoritma pengolahan citra digital. Salah satu pengembangan dari *deep learning* adalah *Convolutional Neural Network*. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasi halaman instagram secara visual atau citra pada tangkapan layar menggunakan metode

### *Convolutional Neural Network.*

Klasifikasi tangkapan layar halaman instagram pada penelitian ini dibagi menjadi 5 kelas, yaitu Kecantikan, Keluarga, Kebugaran, Mode dan Makanan dengan total data citra 3770 tangkapan layar halaman instagram. Hasil dari pengujian confusion matrix penelitian ini dengan tingkat nilai *accuracy* sebesar 91%, *precision* sebesar 93%, *recall* sebesar 90%, dan *F1-Score* sebesar 91%. pengujian model yang didapatkan juga diuji dengan data yang berbeda dengan dataset, total ada 25 data citra tangkapan layar yang di uji pada model, model dapat memprediksi 20 citra tangkapan layar halaman instagram.

**Kata Kunci:** *klasifikasi citra, convolutional neural network, halaman instagram, tangkapan layar.*

## 1. PENDAHULUAN

Media sosial memiliki peran penting sebagai alat komunikasi dimana setiap pengguna dapat berbagi informasi, pengetahuan dan saling terhubung [1]. Media sosial merupakan medium di internet yang memungkinkan pengguna merepresentasikan dirinya agar dapat berinteraksi, bekerja sama, berbagi, berkomunikasi dengan pengguna lain, dan membentuk ikatan secara virtual[2][3][4]. Data pengguna media sosial di Indonesia mengalami peningkatan sebanyak 12 Juta dari April 2019 hingga Januari 2020. Di Indonesia, terdapat beberapa platform sosial media yang akrab dengan masyarakat Indonesia, Instagram merupakan salah satu platform sosial media yang paling populer di Indonesia dengan persentase sebesar 79%[5].

Perusahaan maupun perorangan saat ini berlomba-lomba membuat halaman instagram mereka lebih menarik dan mempunyai ciri khas tersendiri dan konsisten. Ciri suatu halaman instagram biasanya dilihat dari halaman akun tersebut. konsistensi postingan menjadi modal yang diperhitungkan juga agar dapat menarik orang lain yang pertama kali melihat halaman tersebut untuk mengikuti. Secara singkat orang melihat halaman akun instagram belum bisa menentukan jika akun instagram tersebut memiliki ciri khas atau fokus pada kegiatan tertentu.

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi pengolahan citra digital memungkinkan untuk memilah bumbu dan rempah secara otomatis. Klasifikasi citra merupakan alternatif untuk mengatasi masalah tersebut. Tujuan dari klasifikasi citra adalah menduplikasikan kemampuan manusia dalam memahami informasi citra digital, sehingga komputer dapat mengklasifikasikan objek berupa citra selayaknya manusia. Masalah yang dihadapi dalam klasifikasi citra adalah proses *feature engineering* yang terbatas pada dataset tertentu saja. Hal ini dikarenakan setiap citra memiliki perbedaan sudut pandang, perbedaan skala, perbedaan kondisi pencahayaan, deformasi objek, dan sebagainya[6].

Pada bidang klasifikasi data terdapat beberapa algoritma yang dapat digunakan. Di antaranya adalah *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* [7], dan *Neural Network*. Salah satu algoritma yang sering digunakan adalah *Neural Network*. *Neural Network* dikembangkan berdasarkan cara kerja jaringan saraf pada otak manusia. Sejalan dengan perkembangan teknologi, maka, dikembangkan pula algoritma pengolahan citra digital. Salah satu pengembangan dari *deep learning* adalah *Convolutional Neural Network*. Pada tahun 1989, Yan LeCun mengembangkan model *Neural Network* dengan melakukan klasifikasi citra kode zip menggunakan kasus khusus dari *Feed Forward Neural Network* yang kemudian diberi nama *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode *Convolutional Neural Network* memiliki hasil yang paling signifikan dalam

pengenalan citra digital, dikarenakan *convolutional neural network* diimplementasikan berdasarkan sistem pengenalan citra pada *visual cortex* manusia[8]. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasi menggunakan data tangkapan layar pada halaman instagram yang akan dilatih menggunakan metode *convolutional neural network*.

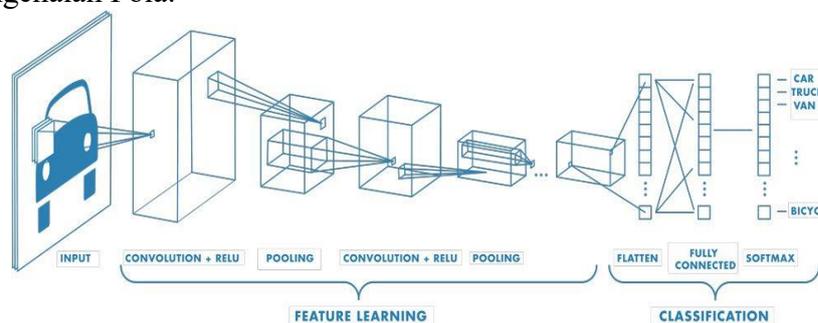
## 2. LANDASAN TEORI

### 2.1 Citra Digital

Citra adalah representasi, kemiripan atau imitasi dari suatu objek atau benda[3]. Secara matematis, citra dinyatakan sebagai suatu fungsi kontinu dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Citra yang terlihat merupakan cahaya yang direfleksikan dari sebuah objek. Citra dibedakan menjadi dua yaitu citra kontinu diperoleh dari sistem optik yang menerima sinyal analog (mata manusia dan kamera analog) dan citra diskrit (digital) dihasilkan melalui proses digitalisasi terhadap citra kontinu. Proses digitalisasi pada citra digital dibagi menjadi dua proses yakni sampling dan kuantisasi. Proses sampling merupakan proses pengambilan nilai diskrit koordinat ruang  $(x,y)$  secara periodik dengan periode sampling  $T$ . Proses kuantisasi merupakan proses pengelompokan nilai tingkat keabuan citra kontinu kedalam beberapa level atau merupakan proses membagi skala keabuan  $(0,L)$  menjadi  $G$  buah level yang dinyatakan dengan suatu harga bilangan bulat (integer), dinyatakan sebagai  $G = 2^m$ , dengan  $G$  adalah derajat keabuan dan  $m$  adalah bilangan bulat positif. Dengan demikian citra digital dapat didefinisikan suatu matriks  $A$  berukuran  $M$  (baris)  $\times$   $N$  (kolom) dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut[9].

### 2.2 Convolutional Neural Network

*convolutional neural network* adalah jenis jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam pengenalan dan pemrosesan gambar. *convolutional neural network* meniru cara sel-sel saraf kita berkomunikasi dengan neuron yang saling berhubungan dan *convolutional neural network* memiliki arsitektur yang sama. Apa yang membuatnya unik dari jaringan saraf lain adalah operasi konvolusional yang menerapkan filter pada setiap bagian dari input sebelumnya untuk mengekstraksi pola dan features maps. Ahli statistik dan Peneliti telah mencari ide-ide jaringan saraf di abad ke-20 untuk mengerjakan Pengenalan Pola.



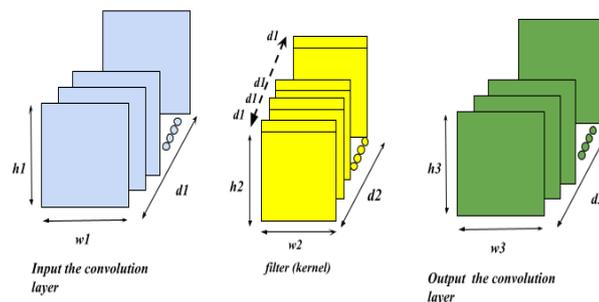
**Gambar 1.** Contoh Proses *Convolutional Neural Network*

Salah satu perkembangan terkenal adalah *Neocognitron* oleh Fukushima pada tahun 1980 yang memiliki sifat unik tidak terpengaruh oleh perubahan posisi, untuk pengenalan pola. Tetapi salah satu penelitian paling populer di bidang ini adalah pengembangan LeNet-5[5]. Ini adalah salah satu dari *convolutional neural network* pertama yang digunakan di bank untuk membaca cek secara real-time, LeNet-5 membaca lebih dari satu juta cek. Meskipun ada algoritma lain seperti *Support Vector Machine* yang akurasi mendekati LeNet-5, namun banyak pendapat mengatakan bahwa kecepatan perhitungan *convolutional neural network* secara eksponensial lebih cepat daripada

algoritma lain. Pada tahun 2010, untuk mendukung penelitian di bidang visi Komputer, *ImageNet* lahir. *Imagenet* adalah tempat penyimpanan *dataset* gambar yang sangat besar dan memiliki kompetisi yang terbuka setiap tahun untuk mempromosikan penelitian. Pada 2012, pemenang kompetisi *ImageNet* adalah model Alexnet oleh Alex Krizhevsky. AlexNet adalah model CNN yang mirip dengan LeNet-5 tetapi lebih signifikan dalam beberapa cara yang berdampak pada perkembangan *Artificial Intelligence*. *Convolutional neural network* juga memiliki kelemahan dalam proses pelatihan yang menyita waktu lama, Namun dengan didukungnya *hardware* sekarang ini sangat mudah untuk mengatasinya. Permasalahan yang lain adalah dengan kurangnya data pelatihan yang sesuai karena sulitnya mendapat *dataset*[10]. Beberapa komponen utama yang ada dalam *convolutional neural network* yaitu *Convolution Layer*, *Pooling Layer*, *Fully Connected Layer* dan *Dropout*.

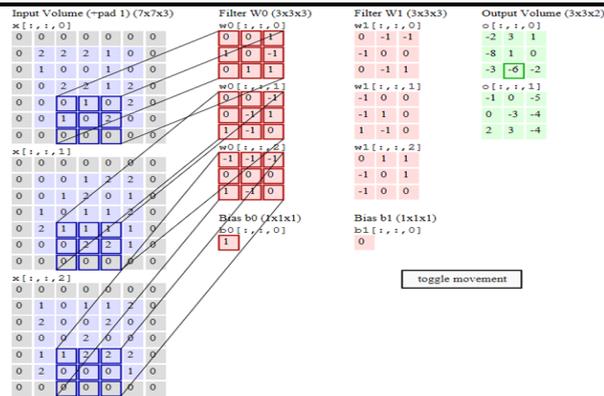
### 2.3 Convolution Layer

Blok bangunan utama *convolutional neural network* adalah Convolution layer. Convolution adalah operasi matematika untuk menggabungkan dua set informasi. *Convolution* diterapkan pada data input menggunakan filter *convolution* untuk menghasilkan *feature map*.



**Gambar 2.** Convolution layer

Matriks biru pada gambar 2 adalah input dengan dimensi  $[h_1 \times w_1 \times d_1]$ . Kernel (filter) adalah matriks dengan dimensi  $[h_2 \times w_2 \times d_2]$ , yang merupakan satu kuboid kuning dari beberapa kuboid (kernel) yang ditumpuk satu sama lain (dalam lapisan kernel). Setiap lapisan konvolusional ada beberapa kernel bertumpuk di atas satu sama lain, inilah yang membentuk matriks 3 dimensi kuning pada Gambar 2 yang merupakan dimensi  $[h_2 \times w_2 \times d_2]$ , di mana  $d_2$  adalah jumlah kernel. Setiap kernel memiliki bias masing-masing yang merupakan jumlah skalar. Matriks berwarna hijau pada Gambar 2 adalah output yang memiliki dimensi  $[h_3 \times w_3 \times d_3]$ . Kedalaman ( $d_1$ ) dari input dan satu kernel adalah sama. Kedalaman ( $d_2$ ) dari output sama dengan jumlah kernel (yaitu kedalaman matriks 3 dimensi berwarna hijau). Untuk setiap posisi kernel pada gambar, setiap angka dikalikan dengan angka yang sesuai pada matriks input (matriks biru) dan kemudian mereka semua dirangkum untuk nilai dalam posisi yang sesuai dalam matriks output (matriks hijau). Dengan  $d_1 > 1$ , hal yang sama terjadi untuk masing-masing saluran dan kemudian mereka ditambahkan bersama-sama kemudian disimpulkan dengan bias dari masing-masing filter dan ini membentuk nilai pada posisi yang sesuai dari matriks *output*[11]. Seperti terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Pemetaan atau Perhitungan *input* ke *output*

## 2.4 Pooling Layer

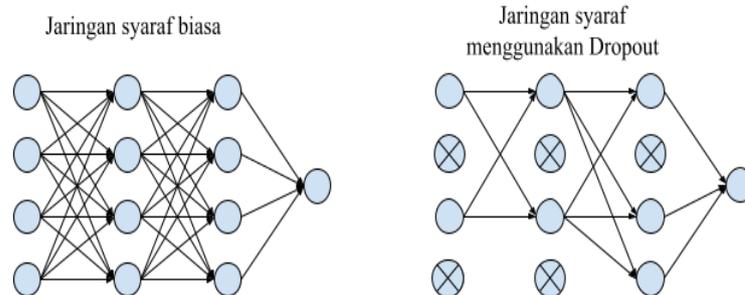
Ada dua jenis tipe dari *Pooling* yaitu *Max Pooling* dan *Average Pooling*. *Max pooling* akan meringkas data masukan atau *feature map* dengan mencari nilai atau *value* terbesar dari *feature map* berdasarkan penggeseran *window pooling*. *Average pooling* akan menghitung nilai rata-rata dari setiap *feature map* pada setiap kali penggeseran *window pooling*[12]. Contoh yang ditunjukkan pada Gambar 3 kernel ukuran  $n \times n$  ( $3 \times 3$ ) dipindahkan melintasi matriks dan untuk setiap posisi nilai maksimal diambil dan dimasukkan ke dalam posisi matriks keluaran yang sesuai, ini disebut *Max Pooling*. Dalam kasus *Average Pooling*, kernel dengan ukuran  $n \times n$  dipindahkan melintasi matriks dan untuk setiap posisi rata-rata diambil dari semua nilai dan dimasukkan ke dalam posisi yang sesuai dari matriks keluaran. Proses ini diulangi untuk setiap saluran dalam *tensor input*, hingga mendapatkan *tensor output*. Satu hal yang perlu diperhatikan adalah *pooling down samples* gambar dalam tinggi dan lebar, tetapi jumlah *channels* (kedalaman) tetap sama. Tujuan utama dari *Pooling Layer* adalah untuk mengurangi jumlah parameter dari *tensor input* sehingga dapat membantu mengurangi *overfitting*, ekstrak fitur representatif dari *tensor input*, mengurangi perhitungan dan dengan demikian membantu efisiensi.

## 2.5 Fully Connected Layer Output

*Feature map* yang dibuat dengan mengekstraksi fitur masih berupa array multidimensi, jadi *Feature map* perlu "diratakan" atau direformasi menjadi vektor sehingga dapat digunakan sebagai *input* vektor dari lapisan yang terhubung sepenuhnya. *Fully connected layer* adalah lapisan dimana semua *neuron* aktif pada lapisan sebelumnya terhubung dengan *neuron* pada lapisan berikutnya, mirip dengan jaringan syaraf tiruan. Setiap aktivitas pada level sebelumnya harus diubah menjadi data satu arah sebelum terhubung ke semua *neuron* pada level yang terhubung penuh. Lapisan yang terhubung penuh biasanya digunakan dalam pendekatan MLP dan dimaksudkan untuk memproses data sehingga dapat dikategorikan. Perbedaan antara lapisan yang terhubung penuh dan lapisan konvolusi normal adalah bahwa neuron di lapisan konvolusi hanya terhubung ke area *input* tertentu. Di sisi lain, lapisan yang terhubung penuh memiliki neuron yang terhubung sepenuhnya. Namun, kedua lapisan tersebut membuat dot berfungsi, jadi tidak ada perbedaan besar dalam fungsi. *convolution layer* dengan ukuran kernel  $1 \times 1$  melakukan fungsi yang sama dengan sebuah *fully connected layer* namun dengan tetap mempertahankan karakter spasial dari data. Hal tersebut membuat penggunaan *fully connected layer* pada *convolution neural network* sekarang tidak banyak dipakai[13].

## 2.6 Dropout

*Dropout* adalah teknik regularisasi jaringan syaraf dimana beberapa neuron akan dipilih secara acak dan tidak dipakai selama pelatihan. *Neuron-neuron* ini dapat dibuang secara acak. Hal ini berarti bahwa kontribusi neuron yang dibuang akan diberhentikan sementara jaringan dan bobot baru juga tidak diterapkan pada *neuron* pada saat melakukan *backpropagation*.



**Gambar 4.** Perbedaan ketika menggunakan *dropout*

*Dropout* merupakan proses mencegah terjadinya *overfitting* dan juga mempercepat proses *learning*. *Dropout* mengacu kepada menghilangkan *neuron* yang berupa *hidden* maupun *layer* yang *visible* di dalam jaringan. Dengan menghilangkan suatu *neuron*, berarti menghilangkannya sementara dari jaringan yang ada. *Neuron* yang akan dihilangkan akan dipilih secara acak. Setiap *neuron* akan diberikan probabilitas yang bernilai antara 0 dan 1.

## 2.7 Fungsi aktivasi

Fungsi aktivasi dihitung setelah operasi konvolusi selesai dilakukan. Fungsi aktivasi yang sering digunakan pada *convolutional neural network* diantaranya *ReLU (Rectified Barisar Unit)*, *softmax*. Fungsi *ReLU* adalah fungsi yang nilai *output* dari *neuron* bisa dinyatakan dengan 0 jika nilai input adalah negatif. Jika nilai input adalah positif, maka *output* dari *neuron* adalah nilai input aktivasi itu sendiri.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (1)$$

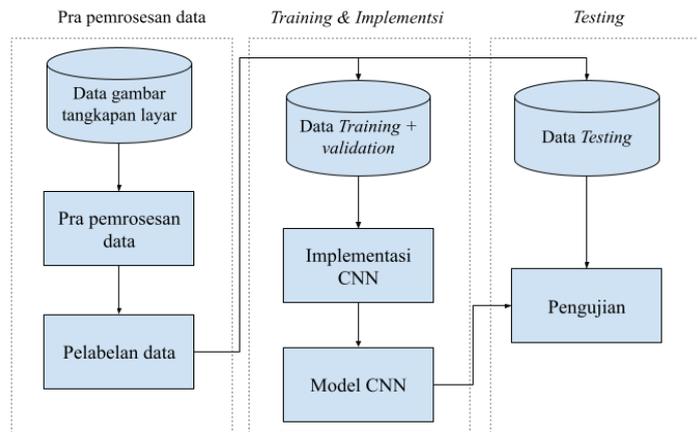
Aktivasi *softmax* diterapkan di *layer* terakhir pada *neural network*. *Softmax* lebih sering digunakan dibandingkan fungsi aktivasi *ReLU*, *sigmoid* ataupun *tanh()*. *Softmax* berguna untuk mengubah output dari *layer* terakhir di *neural network* menjadi probabilitas distribusi dasar.

$$f(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^k e^{x_j}} \quad \text{for } i = 1, 2, 3, \dots, k \quad (2)$$

Keuntungan utama menggunakan *Softmax* adalah rentang probabilitas *output*. Rentang *output* adalah 0 sampai 1, dan jumlah semua probabilitas dalam satu objek *output* adalah 1. Keunggulan lain dari *softmax* adalah dapat digunakan untuk *multiple classification logistic regression* model[14].

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

Ada beberapa tahapan yang digunakan dalam penelitian ini, beberapa tahapan dapat dilihat pada Gambar 5.



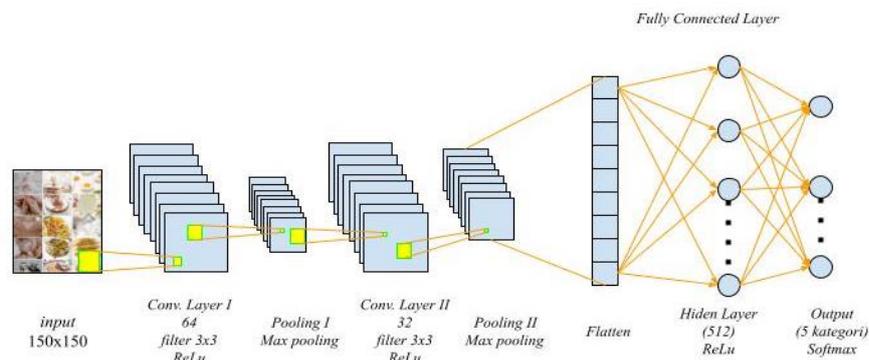
**Gambar 5.** Tahapan penelitian

### 3.1 Pra pemrosesan data

Data tangkapan layar dikumpulkan dari website kaggle dengan akun bahram jannesar berjumlah 3770 data tangkapan layar. Data citra tangkapan layar halaman instagram dibagi menjadi 5 kategori.

### 3.2 Training dan Implementasi

Pada proses *training* data *train* dan *val* dilatih menggunakan *convolutional neural network*, implementasi arsitektur *convolutional neural network* yang dirancang dapat dilihat pada Gambar 7.



**Gambar 7.** Implementasi arsitektur CNN penelitian

Arsitektur *convolutional neural network* dimulai dari citra input berukuran 150×150. Pada layer konvolusi pertama dengan jumlah *feature map* 64, ukuran kernel 3×3, pergeseran kernel atau bisa disebut *stride* dengan nilai 1, dengan *stride* 1 diharapkan tidak mengurangi jumlah ciri atau *feature* pada citra, digunakan aktivasi ReLu dan menggunakan *dropout* 0.1.

Hasil konvolusi pertama lalu masuk pada *pooling layer* menggunakan *max pooling*. Konvolusi kedua dengan jumlah 32 *feature map*, *filter* 3x3, *stride* 1 dan menggunakan aktivasi ReLu dan menggunakan *dropout* 0.1. *max pooling* juga digunakan pada *pooling layer* kedua lalu diubah menjadi vektor atau 1 dimensi dengan *flatten* agar dapat masuk pada *fully connected layer*. Pada bagian *fully connected layer* terdapat operasi *neural network* dengan 2 *hidden layer*. *Hidden layer* pertama dengan jumlah *neuron* 512 dan menggunakan aktivasi ReLu. Pada bagian *hidden layer* kedua digunakan fungsi aktivasi softmax yang digunakan untuk merubah hasil *output* dalam

distribusi probabilitas menyesuaikan klasifikasi yang dihasilkan *output*. Jumlah *layer output* sesuai dengan kategori yang ditentukan sama dengan *input* yaitu 5 kategori.

### 3.3 Testing

Tahap pengujian atau *testing* digunakan dalam menghitung nilai akurasi, *recall*, *precision* dan *f-1 score*. Didapatkan dari proses pelabelan secara manual dan hasil klasifikasi menggunakan metode CNN pada proses *testing* data. Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode *Confusion Matrix*.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100\% \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{FP + TP} * 100\% \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} * 100\% \quad (5)$$

$$F1\ Score = \frac{2 (recall \times precision)}{(recall + precision)} * 100\% \quad (6)$$

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Pra pemrosesan *Dataset* tangkapan layar

Semua data citra hasil tangkapan layar mengalami pra pemrosesan data seperti *Rescaling* data menjadi 1/255, *Shearing image* skala 0.2, *Zooming image* dengan *range* 0.2 dan melakukan *Horizontal flip*.



**Gambar 6.** Sampel Citra Tangkapan Layar Halaman Instagram

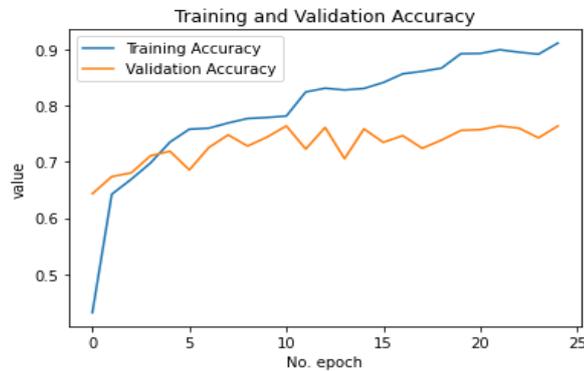
Pelabelan data dilakukan secara manual dan dibagi menjadi 5 kategori (kelas) yaitu Kecantikan, Keluarga, Kebugaran, Mode, Makanan. Pembagian data *training*, *testing*, dan *validation* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pembagian data

| Kategori   | <i>Train</i> | <i>Test</i> | <i>Val</i> |
|------------|--------------|-------------|------------|
| Kecantikan | 450          | 147         | 157        |
| Keluarga   | 456          | 160         | 138        |
| Kebugaran  | 466          | 143         | 145        |
| Mode       | 450          | 153         | 151        |
| Makanan    | 440          | 151         | 163        |

## 4.2 Performa *convolutional neural network*

Klasifikasi *convolutional neural network* yang dilakukan dengan cara membagi dataset menjadi data *train* dan data *test* dan data validasi, dengan persentase 60% data *train* dan 20 % data *test* dan 20% data validasi dengan persebaran data seperti di tabel 1.



Gambar 7. Training dan validasi

*Training* dengan data gambar berukuran 150 x 150 dengan *epochs* sebanyak 25 mendapatkan nilai akurasi 91%. Hasil *train* dan validasi dapat dilihat pada gambar 7.

## 4.3 Pengujian

Pada penelitian ini selain menguji performa dengan *confusion matrix*, model yang di dapatkan di uji juga pada citra tangkapan layar di luar dari dataset yang digunakan. pengujian menggunakan *confusion matrix* dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian *Confusion Matrix*

|                  |      |
|------------------|------|
| <i>Accuracy</i>  | 0.91 |
| <i>Precision</i> | 0.93 |
| <i>Recall</i>    | 0.90 |
| <i>F1 Score</i>  | 0.91 |

Tingkat nilai *accuracy* sebesar 91%, *precision* sebesar 93%, *recall* sebesar 90%, dan *F1-Score* sebesar 91%. tingkat akurasi metode *convolutional neural network* sebesar 91% yang artinya cukup baik dalam penelitian mengenai klasifikasi citra tangkapan layar halaman instagram. Pada pengujian model yang didapatkan menggunakan *convolutional neural network* dihadapkan pada data citra tangkapan layar di luar dataset, hasil prediksi klasifikasi dapat dilihat pada tabel 3, dengan 5 data citra pada masing-masing kategori.

Tabel 3. Hasil pengujian model

| Kategori     | Berhasil diprediksi | Salah prediksi |
|--------------|---------------------|----------------|
| Kecantikan   | 4                   | 1              |
| Keluarga     | 4                   | 1              |
| Kebugaran    | 4                   | 1              |
| Mode         | 3                   | 2              |
| Makanan      | 5                   | 0              |
| <b>Total</b> | <b>20</b>           | <b>5</b>       |

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian pada metode *convolutional neural network* untuk klasifikasi citra tangkapan layar halaman instagram didapat kesimpulan bahwa penggunaan metode *convolutional neural network* tingkat nilai *Accuracy* sebesar 91%, *Precision* sebesar 93%, *Recall* sebesar 90% dan *F1-Score* sebesar 91%. Pengujian model mendapatkan hasil yang maksimal pada kategori makanan, Model dapat memprediksi kategori pada semua percobaan yang dilakukan. Total ada 25 data citra tangkapan layar yang di uji pada model, model dapat memprediksi 20 citra tangkapan layar. Hasil kesimpulan penelitian ini dapat dikatakan bahwa klasifikasi menggunakan metode *convolutional neural network* pada tangkapan layar halaman instagram cukup baik.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terimakasih saya tujukan kepada bahram jannesar telah berbagi data citra tangkapan layer pada website Kaggle dan juga semua nama yang ada pada daftar referesnsi yang memudahkan saya dalam Menyusun peneleitian ini sehingga penelitian ini dapat dibuat dan diselesaikan dengan baik.

## REFERENCES

- [1] S. Styawati and F. Ariany, "Sistem Monitoring Tumbuh Kembang Balita/Batita di Tengah Covid-19 Berbasis Mobile," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 490, 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.7067.
- [2] N. Agustina, A. Cahyanto, J. Herwanto, R. Ratnasari, and S. Dewi, "Klasifikasi Konten Post Pada Media Sosial Instagram Perguruan Tinggi Xyz Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 6, no. 1, pp. 11–16, 2019, doi: 10.33197/jitter.vol6.iss1.2019.296.
- [3] S. Styawati and F. Ariany, "Pembelajaran Tradisional Menuju Milenial : Pengembangan Aplikasi Berbasis Web Sebagai," vol. 1, no. 2, pp. 10–16, 2020.
- [4] I. B. G. Sarasvananda, C. Anwar, D. Pasha, and S. Styawati, "Analisis Survei Kepuasan Masyarakat Menggunakan Pendekatan E-CRM (Studi Kasus: BP3TKI Lampung)," ... *dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–9, 2021, [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/JDMSI/article/view/1026>.
- [5] L. P. Supratman, "Penggunaan Media Sosial oleh Digital Native," *J. ILMU Komun.*, vol. 15, no. 1, pp. 47–60, 2018, doi: 10.24002/jik.v15i1.1243.
- [6] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273–282, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.
- [7] S. Styawati and K. Mustofa, "A Support Vector Machine-Firefly Algorithm for Movie Opinion Data Classification," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 13, no. 3, p. 219, 2019, doi: 10.22146/ijccs.41302.
- [8] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 01, pp. 104–108, 2019.
- [9] M. Zufar, "Introductory Computer Vision and Image Processing," *Sens. Rev.*, vol. 18, no. 3, pp. 2–4, 2016, doi: 10.1108/sr.1998.08718cae.001.
- [10] C. Umam and L. Budi Handoko, "Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Identifikasi Karakter Hiragana," *Pros. Semin. Nas. Lppm Ump*, vol. 0, no. 0, pp. 527–533, 2020.
- [11] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.



- 
- [12] A. R. Maulana and N. Rochmawati, "Opinion Mining Terhadap Pemberitaan Corona di Instagram menggunakan Convolutional Neural Network," *JINACS J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 02, no. 01, pp. 53–59, 2020.
- [13] W. S. Eka Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696.
- [14] A. Kholik, A. Harjoko, and W. Wahyono, "Classification of Traffic Vehicle Density Using Deep Learning," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 14, no. 1, p. 69, 2020, doi: 10.22146/ijccs.50376.