



Introduction to Citrus Fruit Ripens Using the Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Learning Method

Josua Christian^{1*}, Said Iskandar Al Idrus²
Universitas Negeri Medan

Corresponding Author: Josua Christian josua.christian111999@gmail.com

ARTICLE INFO

Keywords: Machine Learning, Convolution Neural Network, Epoch, Siamese Honey Oranges

Received : 24 May

Revised : 26 June

Accepted: 28 July

©2023 Christian, Idrus: This is an open-access article distributed under the terms of the [Creative Commons Attribution 4.0 International](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



ABSTRACT

The export value of Indonesian fruits in 2023 will increase compared to 2021. For this reason, a program is needed to introduce fruit maturity, in this case, citrus fruits. Currently, the fruit maturity recognition system is still done manually which takes a long time and requires a lot of human resources. Thus, the purpose of this research is to use Machine Learning and the Convolution Neural Network (CNN) model in the classification of citrus fruit maturity. The computer image recognition method used is CNN, which has advantages in computer vision applications, face recognition, object detection, image recognition, and visual recognition. Datasets in the form of orange images are collected to be applied to the Machine Learning method. The test results showed that training accuracy reached 100% and validation accuracy reached 86.59% after 40 epochs using the CNN method on local varieties of orange images. Training loss reaches 0.7 and validation loss reaches 0.69 after 40 epochs.

Pengenalan Kematangan Buah Jeruk Dengan Metode Pembelajaran *Deep Learning Convolutional Neural Network* (CNN)

Josua Christian^{1*}, Said Iskandar Al Idrus²

Universitas Negeri Medan

Corresponding Author: Josua Christian josua.christian111999@gmail.com

ARTICLE INFO

Kata Kunci: Machine Learning, Convolution Neural Network, Epoch, Jeruk Siam Madu

Received : 24 Mei

Revised : 26 Juni

Accepted: 28 Juli

©2023 Christian, Idrus: This is an open-access article distributed under the terms of the [Creative Commons Atribusi 4.0 Internasional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



ABSTRAK

Nilai ekspor buah-buahan Indonesia tahun 2023 meningkat dibanding tahun 2021. Untuk itu dibutuhkan program untuk pengenalan kematangan buah pada kasus ini adalah buah jeruk. Saat ini, sistem pengenalan kematangan buah masih dilakukan secara manual yang memakan waktu lama dan membutuhkan sumber daya manusia yang banyak. Dengan demikian, tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan *Machine Learning* dan model *Convolution Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi kematangan buah jeruk. Metode pengenalan citra gambar pada komputer yang digunakan adalah CNN, yang memiliki keunggulan dalam aplikasi *computer vision*, *face recognition*, *object detection*, *image recognition*, dan *visual recognition*. Dataset berupa gambar jeruk dikumpulkan untuk diaplikasikan pada metode *Machine Learning*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *training accuracy* mencapai 100% dan *validation accuracy* mencapai 86.59% setelah 40 *epochs* menggunakan metode CNN pada gambar jeruk varietas lokal. *Training loss* mencapai 0.7 dan *validation loss* mencapai 0.69 setelah 40 *epochs*.

PENDAHULUAN

Penelitian pertanian saat sering diperbincangkan salah satunya penentuan kematangan buah, persebaran buah jeruk di berbagai daerah membuat penting untuk mengklasifikasikan buah jeruk menurut tingkat kematangannya. Pemasakan jeruk dimulai saat sudah matang, sehingga warna jeruk dapat menjadi indikator penting untuk menentukan tingkat kematangan buah dan kualitas buah jeruk. Klasifikasi kematangan jeruk bertujuan untuk mengurangi risiko buah jeruk mentah. Kerugian dari pengelompokan jeruk pemasakan manual adalah proses yang panjang, akurasi rendah dan ketidak konsistenan karena keputusan subyektif pekerja. Akumulasi kematangan jeruk otomatis bisa lebih cepat dengan penentuan objektif. Selain itu, dapat meningkatkan akurasi dan lebih efisien. Pemrosesan citra digital adalah proses di mana gambar diproses dan dianalisis menggunakan komputer dengan menggunakan teknik pembelajaran mesin. Pembelajaran mesin adalah cabang kecerdasan buatan yang mempelajari cara untuk membuat keputusan atau prediksi berdasarkan data yang diberikan (Kohavi.R, 2018). Metode pembelajaran mesin yang paling handal saat ini adalah deep learning, yang merupakan teknik pembelajaran mesin berbasis data. Dalam arti yang lebih luas, deep learning terus belajar dari data baru ketika diberi masukan yang mirip dengan data sebelumnya. Hal ini memungkinkan deep learning untuk menghasilkan hasil yang lebih akurat dan mampu menangani masalah kompleks seperti pengenalan citra.

Model deep learning, terutama Convolutional Neural Network (CNN), telah terbukti unggul dalam bidang pengolahan citra atau pengenalan citra (Verma., 2018). CNN adalah jenis jaringan saraf tiruan yang telah banyak diterapkan dalam berbagai masalah pengenalan pola seperti computer vision dan pengenalan suara. CNN adalah kasus khusus dari jaringan saraf tiruan, di mana setiap neuron direpresentasikan dalam dua dimensi, berbeda dengan Multilayer Perceptrons (MLP) yang hanya memiliki neuron dalam satu dimensi. Perbedaan arsitektur inilah yang membuat CNN lebih efektif dalam mengolah data citra.

CNN dipilih sebagai metode dalam pengembangan sistem pengenalan kematangan buah jeruk karena memiliki hasil yang kompetitif, mudah digunakan dalam proses pelatihan, dan memiliki parameter yang lebih sedikit dibandingkan dengan metode lainnya (Wan Ng, 2018). Selain itu, CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra di korteks visual manusia, sehingga memiliki kemampuan untuk mengolah data citra dengan baik (Karpathy, 2018). Dalam penelitian ini, metode CNN digunakan untuk membuat sistem pengenalan tingkat kematangan buah jeruk. Hasil dari penelitian ini berupa daftar nama-nama model jeruk yang teridentifikasi sebagai hasil dari pengenalan dan klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk.

TINJAUAN PUSTAKA

Citra atau gambar merupakan sebuah objek visual dalam bentuk susunan dua dimensi yang terdiri dari banyak piksel. Piksel sendiri adalah elemen dasar dari sebuah citra dan dapat diartikan sebagai titik-titik kecil yang membentuk sebuah foto digital. Jumlah piksel pada suatu citra bisa mencapai ribuan bahkan jutaan, tergantung pada resolusi citra yang dihasilkan. Setiap piksel pada citra memiliki informasi yang terdiri dari warna (*hue*), intensitas warna (*saturation*), dan kecerahan warna (*brightness*), sehingga dapat menghasilkan variasi warna dan intensitas yang berbeda pada tiap pikselnya.

Pencitraan digital adalah sebuah proses pengolahan citra yang bertujuan untuk menciptakan kualitas gambar yang lebih baik pada komputer. Proses ini melibatkan berbagai macam teknik dan algoritma untuk mengoptimalkan kualitas citra dan meningkatkan interpretasi citra baik oleh manusia maupun mesin (komputer). (Hidayatulla, 2018). Selain itu, manajemen gambar dikembangkan dengan tujuan sebagai berikut: (1) Meningkatkan tampilan gambar (*Image Enhancement*), (2) Kurangi Ukuran File dengan Benar untuk Menjaga Kualitas Gambar (*Kompresi Gambar*), (3) Menganalisis fitur-fitur tertentu dari gambar untuk memudahkan analisis dan lain-lain, dan (4) Kembalikan gambar ke keadaan semula (*pemulihan gambar*).

Citra warna atau gambar berwarna terdiri dari tiga saluran warna yang umumnya terdiri dari komponen merah, hijau, dan biru. Komponen tersebut dimodelkan dalam ruang warna RGB, yang merupakan standar untuk menampilkan gambar berwarna di televisi dan layar komputer. Selain itu, ada juga gambar berwarna dengan ruang warna yang berbeda seperti CMYK (*Cyan, Magenta, Yellow, Black*), HSV (*Hue, Saturation, Value*), YCbCr (*Luma, Chrome blue, Chrome red*), dan Lab (*Lab*). RGB memiliki rentang nilai antara 0 hingga 255 (dengan 256 kemungkinan nilai) untuk setiap piksel pada setiap saluran warna. Setiap saluran warna membutuhkan 8 bit data untuk setiap piksel. Karena gambar berwarna memiliki tiga saluran warna, maka setiap piksel pada satu waktu memerlukan 24 bit data, sehingga gambar berwarna disebut sebagai gambar berwarna 24-bit.

Citra grayscale atau gambar skala abu-abu hanya memiliki satu saluran, sehingga hanya nilai intensitas yang ditampilkan pada layar. Jenis gambar ini juga dikenal sebagai citra 8-bit karena setiap nilai piksel membutuhkan penyimpanan sebesar 8 bit. Karena gambar skala abu-abu hanya memiliki satu saluran, maka jenis gambar ini memiliki penyimpanan yang lebih efisien. Pada citra grayscale 8-bit, level hitam-putih dibagi menjadi 256 level keabuan dengan rentang nilai antara 0 hingga 255, di mana nilai 255 merepresentasikan warna putih sempurna dan nilai 0 merepresentasikan warna hitam sempurna.

Deep learning merupakan sebuah subset dan evolusi dari machine learning. Konsep pembelajaran mendalam melibatkan beberapa lapisan tersembunyi yang juga merupakan bagian dari kecerdasan buatan. Metode pembelajaran mendalam menerapkan transformasi nonlinier dan abstraksi model tingkat lanjut ke database besar. salah satunya adalah CNN (*Convolutional Neural Network*) yang digunakan untuk aplikasi visi komputer seperti pengenalan wajah, deteksi objek, pengenalan gambar, dan pengenalan visual di mana ia mempelajari bagaimana algoritme membantu mesin mengidentifikasi objek dalam gambar atau video. CNN juga memiliki keunggulan dalam melakukan pengenalan citra secara lokal melalui operasi konvolusi pada citra, sehingga dapat mengenali fitur-fitur lokal seperti tepi, garis, dan tekstur pada citra. Kemudian, hasil pengenalan fitur-fitur tersebut dapat digabungkan secara hierarkis melalui lapisan-lapisan (*layers*) yang semakin dalam pada CNN, sehingga memungkinkan untuk melakukan pengenalan objek secara lebih kompleks dan akurat. Hal ini membuat CNN menjadi model yang sangat efektif untuk tugas-tugas seperti klasifikasi citra, deteksi objek, dan segmentasi citra.

Arsitektur CNN (*Convolution Neural Network*) ditunjukkan dengan beberapa tahap, yaitu: (1) *convolution layer*, digunakan untuk memproses gambar dan menghasilkan fitur-fitur baru dari gambar tersebut. Dengan menggunakan proses konvolusi karnel yang dapat mengurangi ukuran matriks gambar asli, sehingga diperlukan *padding* untuk menjaga ukuran gambar sesuai dengan ukuran aslinya. (MB. Herlambang, 2019). (2) *Activation function*, bertujuan untuk menentukan apakah neuron tersebut harus aktif atau tidak berdasarkan jumlah bobot inputnya. Jika nilai hasil konvolusi positif, maka neuron tersebut akan aktif dan menghasilkan output yang sama dengan nilai konvolusinya. Namun, jika nilai konvolusi negatif, maka neuron tersebut tidak aktif dan menghasilkan output nol. (3) *Pooling Layer* merupakan teknik yang digunakan untuk mereduksi dimensi dari matriks yang dihasilkan oleh layer sebelumnya. Reduksi dimensi dilakukan dengan cara mengambil nilai terbesar (*MaxPooling*) atau rata-rata (*AveragePooling*) dari matriks yang dibagi menjadi beberapa subregion. (4) *Flatten layer* *Flatten layer* merupakan layer yang digunakan untuk mengubah matriks hasil dari proses pooling menjadi satu dimensi vektor. Proses ini dilakukan sebelum data masuk ke layer *fully connected* atau layer ANN. Dengan melakukan *Flatten*, data akan menjadi lebih mudah untuk diolah pada layer selanjutnya karena data telah diratakan menjadi satu dimensi. (MB. Herlambang, 2019). (5) *Full connected layer*, dalam proses ini menghasilkan perataan mengalir menjadi struktur JST lengkap ANN (*Artificial Neuro Networks*). (6) *out layer*, merupakan lapisan terakhir pada CNN dan model pembelajaran mendalam. Dengan fungsi *softmax* digunakan

untuk menghitung probabilitas semua label untuk semua kelas. Kemudian, probabilitas tertinggi dari label-label tersebut akan ditampilkan sebagai keluaran untuk prediksi. (hal. D.S. tim, 2019). (7) Drop Regularization, adalah teknik regularisasi pada jaringan saraf yang memilih secara acak dan tidak menggunakan (didonaktifkan) sebagian neuron selama pelatihan. Neuron-neuron yang dinonaktifkan dipilih secara acak dan kontribusinya terhadap jaringan dinonaktifkan serta tidak ada bobot baru yang ditambahkan pada neuron tersebut.

METODOLOGI

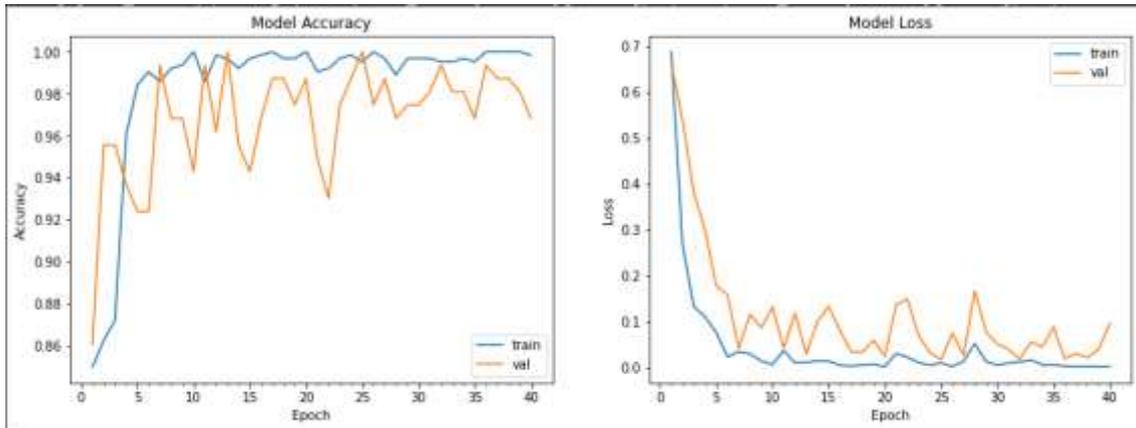
Penelitian ini akan dilakukan di Fakultas MIPA, Universitas Negeri Medan. Dengan perancangan umum nya yaitu (a) pengumpulan data, (b) preprosesing data, (c) prosedur perancangan system dengan menggunakan flowchart, dan (d) input data prediksi. Tahapan penelitian dari flowchat terdiri dari 4 tahap yaitu : (a) train dan test, (b) preprosesing, (c) model hasil prosesing dan (d) input data prediksi. Adapun hardware pendukung yang digunakan yaitu: (1) laptop dengan spesifikasi system operasi windows 10 dengan CPU intel core i7 7500U 3.5GHz dan GPU NVIDIA GEFORCE 940mx yang mempunyai RAM 8 GB dan HDD 1 TB. Untuk software yang digunakan adalah Bahasa pemrograman versi 3.9 (64-bit), goole colab, anacodanda 3, jupyter notebook dan Microsoft visio 2019.

HASIL PENELITIAN

Dalam penelitian ini, tujuannya adalah untuk mengembangkan sebuah sistem yang dapat mengenali tingkat kematangan buah jeruk dengan memanfaatkan citra warna dari gambar buah tersebut. Untuk mencapai tujuan ini, peneliti menggunakan metode deep learning dengan model Convolutional Neural Network (CNN). terdapat beberapa tahapan utama yang dilakukan, yaitu pengumpulan data, preproses data (termasuk augmentasi dan resizing), pembagian data, pelatihan model, dan pengujian model yang telah dilatih. Proses pengujian dilakukan untuk memverifikasi apakah sistem dapat bekerja dengan baik sesuai dengan yang diharapkan. Hasil pengujian terdiri dari tampilan dan hasil deteksi tingkat kematangan buah jeruk yang diinputkan ke dalam sistem.

Penelitian menggunakan 792 buah gambar jeruk matang dan tidak matang dengan pembagian dataset *train* berjumlah 634 dan dataset *test* berjumlah 158. Dari *maxpooling* dan *ReLU* menghasilkan data model *sequential* yang dibaca computer dan membuat lapisan-lapisan yang mudah serta menyerderhanakan gambar. Dalam proses ini memperoleh 4.326.018 total params, 4.326.018 trainable params dan nol Non-trainable params. Pada Epoch training menggunakan 40 data yang proses pelatihan dilakukan untuk setiap percobaan

dengan cara yang sama. Untuk grafik akurasi dan loss dari hasil pelatihan pada gambar dibawah.



Gambar 1 . Grafik Accuracy

Dengan hasil akurasi yang dilakukan dengan pengujian pengenalan kematangan menggunakan *open CV*

Table 1. Pengujian Kematangan

No	Gambar Jeruk	Nama Jeruk	Matang	Belum Matang
1		Jeruk siam	0	1
2		Jeruk siam	1	0
3		Jeruk siam	0	1
4		Jeruk siam	0	1
5		Jeruk siam	1	0
6		Jeruk siam	1	0

No	Gambar Jeruk	Nama Jeruk	Matang	Belum Matang
7		Jeruk siam	1	0
8		Jeruk siam	0	1
Total Uji Coba			8	
Data yang Benar			8	
Data yang Salah			0	

sehingga,

$$accuracy = \frac{\text{jumlah uji coba yang benar}}{\text{total uji coba}} \times 100\% = \frac{8}{8} \times 100\% = 100\%$$

Untuk akurasi yang dilakukan dengan pengujian deteksi secara berkelompok juga menggunakan *open CV*

Table 2. Pengujian Deteksi secara Berkelompok

No	Gambar Jeruk	Nama Jeruk	Matang	Belum Matang
1		Jeruk siam	0	1
2		Jeruk siam	1	0
3		Jeruk siam	0	1
4		Jeruk siam	0	1
5		Jeruk siam	1	0

No	Gambar Jeruk	Nama Jeruk	Matang	Belum Matang
6		Jeruk siam	1	0
7		Jeruk siam	1	0
8		Jeruk siam	0	1
Total Uji Coba			8	
Data yang Benar			8	
Data yang Salah			0	

Sehingga,

$$accuracy = \frac{\text{jumlah uji coba yang benar}}{\text{total uji coba}} \times 100\% = \frac{5}{5} \times 100\% = 100\%$$

Untuk pengujian terhadap jeruk dari varietas lain yang pengujian di luar *dataset*

Table 3. Pengujian Terhadap Jeruk dari Varietas Lain

No	Gambar Jeruk	Nama Jeruk	Matang	Belum Matang	Hasil Uji
1		Jeruk Bali	0	1	Salah
2		lemon	1	0	Benar
3		Jeruk nipis	0	1	Salah
4		Jeruk purut	0	1	Benar
5		Jeruk jari Buddha	0	0	Tidak Terdeteksi

No	Gambar Jeruk	Nama Jeruk	Matang	Belum Matang	Hasil Uji
6		Jeruk mandarin	1	0	Benar
Total Uji Coba				6	
Data yang Benar				3	
Data yang Salah/Tidak Terdeteksi				3	

Sehingga,

$$accuracy = \frac{\text{jumlah uji coba yang benar}}{\text{total uji coba}} \times 100\% = \frac{3}{6} \times 100\% = 50\%$$

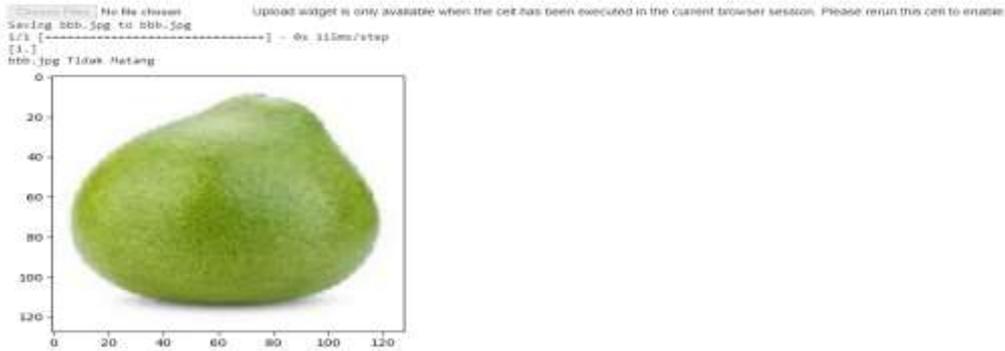
Mengimplementasi model machine learning pada website streamlit. *Streamlit* adalah *library python* yang berfungsi sebagai aplikasi *website* interaktif bagi pengguna *python*. Dengan terdapat satu halaman utama yang dapat langsung digunakan untuk meninput image agar dapat di prediksi kematangannya, dengan menekan tombol classifty.



Gambar 2. Tampilan Hasil Prediksi

PEMBAHASAN

Berdasarkan grafik akurasi dan loss dapat disimpulkan bahwa model CNN yang dibuat pada penelitian ini memiliki kinerja yang baik dalam mempelajari dan mengenali citra jeruk berdasarkan tingkat kematangannya. Hal ini terlihat dari tingkat akurasi berkisar antara 86.59% dan dapat mencapai 100% pada data training yang dilakukan sebanyak 40 *epoch*. Namun, masih ada sedikit overfitting pada data training karena terlihat adanya perbedaan antara nilai *training loss* dan *validation loss*. Meskipun demikian, hasil ini masih bisa dianggap memuaskan karena akurasi pada data validasi telah mencapai target yang diinginkan. Sedangkan input file klasifikasi yang objek yang di deteksi kematangannya akan ditampilkan muncul hasil prediksinya



Gambar 3. Klasifikasi Jeruk

Pada pengujian pengenalan kematangan mendapatkan akurasi 100% yang arti model CNN mampu mengenali kematangan dari buah jeruk sangat baik antara yang matang dengan tidak matang. Pada pengujian deteksi secara berkelompok, dimana model CNN dapat mendeteksi bahawa jeruk terdapat lebih dari satu dengan akurasi 100%. Sedangkan pada pengujian terhadap jeruk dari varietas lain memperoleh akurasi 50% dengan data yang diambil dari luar *dataset* yang dimana dari data contoh gambar jeruk yang diberikan tidak mampu untuk mengenali kematangan dari jeruk nipis, jeruk bali dan jeruk jari buddha.

Model machine learning di implementasi pada website streamlit dapat berjalan dengan baik dengan menghasilkan prediksi yang sesuai dengan tujuan dan harapan dari peneliti

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Dari hasil penelitian ini yang didapatkan berdasarkan analisis, perancangan sistem, maka kesimpulan yang didapatkan adalah:

1. Model CNN dapat digunakan untuk pengenalan kematangan buah jeruk dengan tingkat akurasi yang baik.
2. Terlihat dari tingkat akurasi yang mencapai 86.59% pada data validasi dan mencapai 100% pada data training setelah 40 epoch. Dan pada pengujian secara langsung bisa di lihat hasil akurasinya 100% . Namun, masih ada sedikit overfitting pada data training karena terlihat adanya perbedaan antara nilai training loss dan validation loss.

Dari hasil penelitian ini yang didapatkan berdasarkan analisis, perancangan sistem, maka kesimpulan yang didapatkan adalah:

1. Model CNN dapat digunakan untuk pengenalan kematangan buah jeruk dengan tingkat akurasi yang baik.
2. terlihat dari tingkat akurasi yang mencapai 86.59% pada data validasi dan mencapai 100% pada data training setelah 40 *epoch*. Dan pada pengujian secara langsung bisa di lihat hasil akurasinya 100% . Namun, masih ada sedikit overfitting pada data training karena terlihat adanya perbedaan antara nilai *training loss dan validation loss*.

DAFTAR PUSTAKA

- Kohavi, R. and Provost, F. (2018). *Machine Learning – Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process..* of terms. M. L. I. on A. of M. L. and the K. D.
- MB. Herlambang. (2019). *Deep Learning: Convolutional Neural Networks (aplikasi.* Tersedia :<https://www.megabagus.id/deep-learning-convolutional-neural-networks-aplikasi/2/>
- P. Hidayatullah,(2018) “Pengolahan Citra Digital Teori Dan Aplikasi Nyata” Bandung : Informatika,
- Verma, A. (2018). *Deep learning for network traffic monitoring and analysis (NTMA): a survey.* SPRINGER.
- Wan Ng. (2018). *New Digital Technology in Education . Int.* SPRINGER. *Conf. Eng. Technol. ICET 2018*