

IDENTIFIKASI CITRA X-RAY TULANG PENYAKIT OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN *VISUAL GEOMETRY GROUP* (VGG) 19

DEWI ROSMALA^{1*}, FAHRI ARIEFFANSYAH¹

Program Studi Informatika, Institut Teknologi Nasional Bandung
Email : dewiroskala@itenas.ac.id

Received 05 09 2023 | Revised 12 09 2023 | Accepted 12 09 2023

ABSTRAK

Penggunaan model VGG19 untuk mengidentifikasi citra X-Ray tulang osteoporosis. Penggunaan teknologi seperti ini dapat memiliki dampak yang signifikan dalam bidang kesehatan untuk mendeteksi osteoporosis lebih awal dan membantu dalam perawatan pasien. Penelitian ini melakukan eksperimen yang cukup komprehensif dengan berbagai pengaturan, seperti jumlah epoch, learning rate, dan pilihan optimizer. Dengan akurasi sekitar 84.6% dan nilai-nilai presisi, recall, f-measure yang seimbang, serta nilai MCC sebesar 0.69, hasilnya sudah menunjukkan kinerja yang baik. Terutama, nilai MCC (Matthews Correlation Coefficient) adalah indikator yang baik untuk mengukur kinerja model pada dataset yang tidak seimbang, seperti dalam kasus ini di mana prevalensi osteoporosis mungkin tidak merata dalam populasi.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network; Klasifikasi Citra; Identifikasi Osteoporosis; Visual Geometry Group (VGG19).*

ABSTRACT

Use of the VGG19 model to identify X-Ray images of osteoporotic bones. The use of technology like this could have a significant impact in healthcare to detect osteoporosis earlier and assist in patient care. This study conducted quite comprehensive experiments with various settings, such as the number of epochs, learning rate, and optimizer choices. With an accuracy of around 84.6% and balanced precision, recall, f-measure values, and an MCC value of 0.69, the results have shown good performance. In particular, the MCC (Matthews Correlation Coefficient) value is a good indicator for measuring model performance on unbalanced datasets, such as in this case where the prevalence of osteoporosis may be unequal in the population.

Keywords: *Convolutional Neural Network; Image Classification; Osteoporosis Identification; Visual Geometry Group (VGG19).*

1. PENDAHULUAN

Penjelasan yang komprehensif tentang osteoporosis, termasuk deskripsi tentang karakteristik penyakit ini, dampaknya pada populasi di Indonesia, dan teknologi yang digunakan untuk mendeteksi serta menganalisis osteoporosis dalam citra X-Ray. Permasalahannya adalah ketersediaan teknologi medis di Indonesia. Meskipun alat seperti Dual Energy X-Ray Absorptiometry merupakan standar emas dalam mendeteksi osteoporosis, ketersediaan dan biaya alat ini dapat menjadi hambatan. Metode penelitian yang dilakukan sangat jelas dan rinci. Penggunaan Convolutional Neural Network dengan model VGG19 adalah pilihan yang baik untuk tugas klasifikasi citra semacam ini, karena CNN dikenal efektif dalam mengekstraksi fitur-fitur visual dari citra dan VGG19 adalah salah satu arsitektur yang terbukti berhasil dalam berbagai tugas pengolahan citra. Dataset yang cukup besar dan seimbang antara kedua kelas adalah kunci untuk hasil klasifikasi yang baik. Dengan 186 citra untuk masing-masing kelas, ini memberikan model peluang yang baik untuk belajar karakteristik yang relevan dari setiap kelas.

2. METODE PENELITIAN

2.1. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Penjelasan tentang *Convolutional Neural Network* dan bagaimana arsitektur ini dirancang untuk memproses data dalam bentuk berbagai dimensi. CNN memanfaatkan konsep konvolusi, aktivasi non-linear, dan pooling untuk secara otomatis mempelajari fitur-fitur hierarkis dari data input, memungkinkan model untuk mengenali pola yang semakin kompleks seiring dengan peningkatan kedalaman jaringan. Penjelasan tentang CNN dan dimensi yang sesuai dengan jenis data adalah gambaran yang baik tentang konsep dasar dalam jaringan saraf ini.

2.2. Arsitektur *Visual Geometry Group*

Penjelasan tentang arsitektur *Visual Geometry Group* merupakan informasi yang tepat dan memberikan gambaran tentang asal usul serta karakteristik utama dari model tersebut. VGG adalah salah satu arsitektur Convolutional Neural Network yang telah menjadi landasan dalam pengolahan citra dan tugas pengenalan pola. Satu hal yang menonjol dari arsitektur VGG adalah penggunaan kernel konvolusi dengan ukuran yang relatif kecil, yaitu 3x3, dengan stride 1. Pendekatan ini memungkinkan model untuk mengekstrak fitur-fitur yang lebih kompleks melalui rangkaian konvolusi yang dalam. Namun, perlu diperhatikan bahwa kedalaman yang lebih besar juga dapat memerlukan lebih banyak komputasi, memori, dan waktu pelatihan. Ketika merancang atau memilih arsitektur CNN untuk tugas-tugas pengolahan citra, informasi tentang arsitektur seperti VGG sangat berharga. Tabel 1. Konfigurasi Arsitektur VGGNet

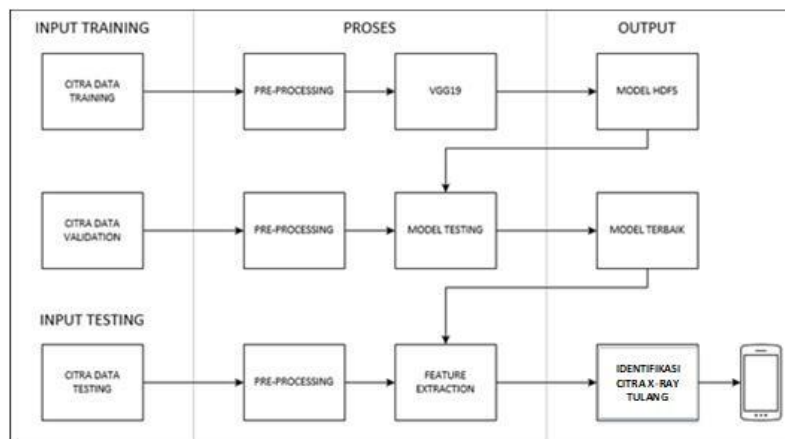
Tabel 1. Arsitektur VGG 19

ConvNet Configuration					
A	A-LRN	B	C	D	E
11 weight layers	11 weight layers	13 weight layers	16 weight layers	16 weight layers	19 weight layers
input (224×224 RGB image)					
conv3-64	conv3-64 LRN	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64
maxpool					
conv3-128	conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128
maxpool					
conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256 conv1-256	conv3-256 conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256 conv3-256 conv3-256
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv1-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv1-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512
maxpool					
FC-4096					
FC-4096					
FC-1000					
soft-max					

2.3. Perancangan Umum

2.3.1. Block Diagram

Dalam penelitian ini ada beberapa tahapan untuk mengidentifikasi citra X-Ray Tulang. pada penelitian ini merupakan penelitian yang didasarkan berdasarkan beberapa penelitian yang sudah ada dan berikut ini pada gambar merupakan tahapan secara umum untuk mengidentifikasi citra X-Ray Tulang pada Gambar 1:


Gambar 1. Block Diagram

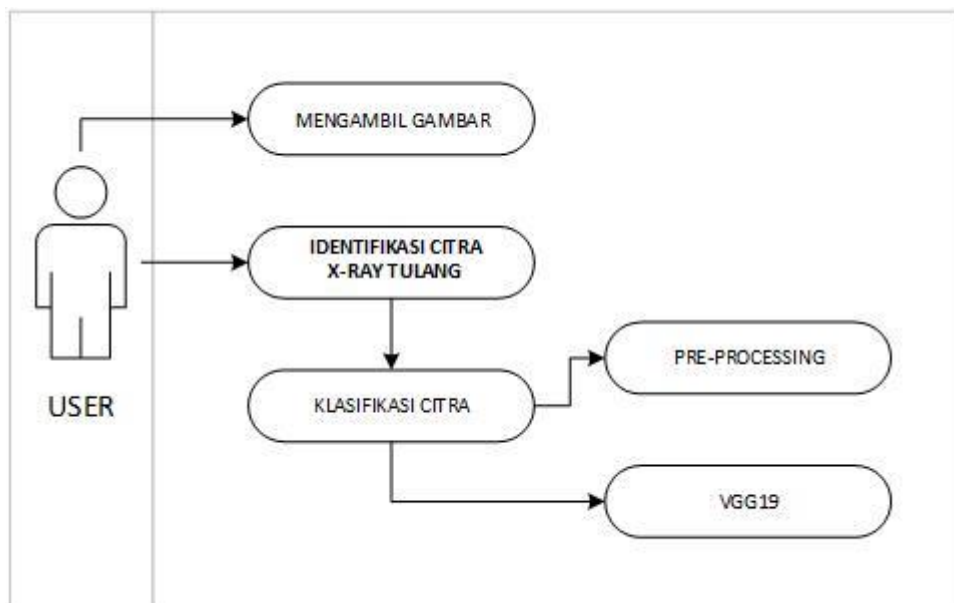
Ini adalah praktik umum untuk menghindari overfitting dan mengukur kinerja model secara objektif. Menjalankan tahap *pre-processing* yang mencakup resize dan normalisasi citra. Proses resize ke dimensi 224x224 piksel penting karena model VGG19 memerlukan input dengan ukuran yang sesuai. Proses ini melibatkan ekstraksi fitur dengan lapisan konvolusi, aktivasi ReLU, dan max pooling.

Ini termasuk layer konvolusi, ReLU, max pooling, dan lapisan klasifikasi akhir. Namun, alih-alih melatih model, bobot terbaik yang dihasilkan dari proses training sebelumnya untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi. Dengan pendekatan secara komprehensif menjelaskan seluruh rangkaian proses dari persiapan data hingga pengujian akhir. Memastikan untuk melakukan penelitian yang hati-hati dan mencoba berbagai pengaturan yang berbeda untuk mendapatkan model yang memiliki kinerja yang baik dalam mengidentifikasi citra X-Ray tulang dengan akurasi dan generalisasi yang tinggi.

2.3.2. Use Case Diagram

Pada Gambar 3.3 Use case diagram adalah alat visual dalam analisis dan perancangan sistem yang membantu dalam memahami interaksi antara pengguna dan sistem serta fungsi-fungsi yang dijalankan oleh sistem. Gambar ini dapat diambil langsung melalui kamera atau diunggah dari direktori.

Pada skenario proses identifikasi Citra X-Ray Tulang User memasukkan gambar yang telah diambil ke dalam sistem. Sistem menghasilkan output identifikasi yang menunjukkan apakah gambar adalah Normal atau *Osteoporosis*. Use case diagram ini memberikan gambaran yang baik tentang interaksi antara pengguna dengan sistem dan bagaimana proses identifikasi citra X-Ray tulang dilakukan.

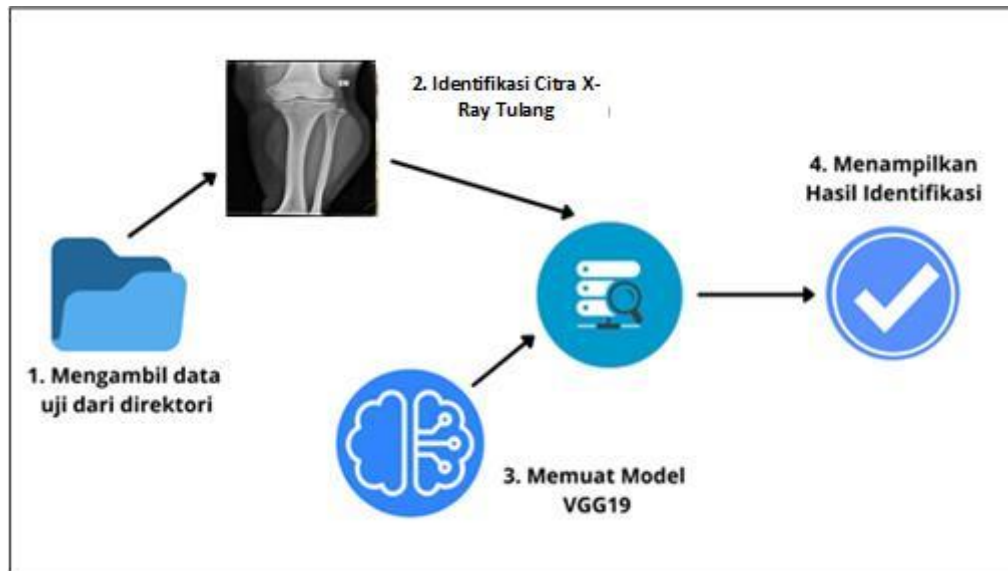


Gambar 2. Use Case Diagram

2.4. Pembangunan Pototype

2.4.1. Pemodelan Sistem

Pada tahap pemodelan sistem akan menjelaskan tentang *user* memilih gambar untuk data uji pada direktori dan sistem akan menampilkan hasil identifikasi X-Ray Tulang.



Gambar 3. Model Sistem

Pada Gambar 3. Berikut adalah deskripsi langkah-langkah proses mengidentifikasi citra x-ray tulang dalam format yang lebih visual:

Langkah Pertama: Pilih Gambar User memilih file gambar dari direktori.

Langkah Kedua: Deteksi Citra X-Ray Tulang Sistem melakukan deteksi untuk memastikan bahwa gambar adalah citra X-Ray tulang.

Langkah Ketiga: Muat Model Training

Sistem memuat model yang telah di-training menggunakan arsitektur VGG19.

Langkah Terakhir: Tampilkan Hasil Identifikasi

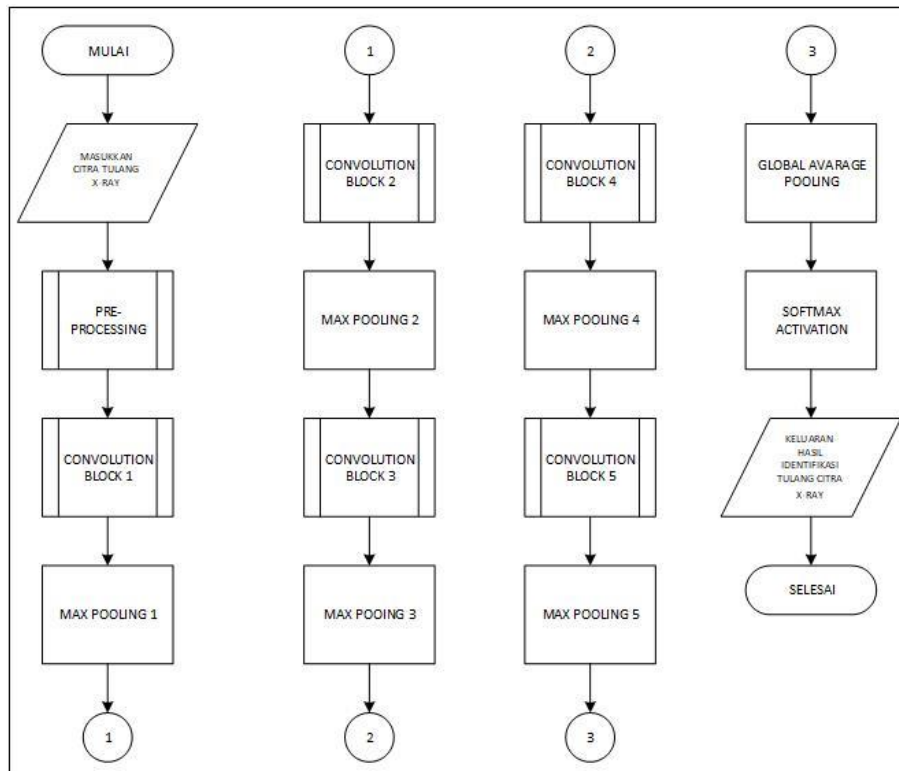
Sistem menggunakan model VGG19 yang dimuat untuk mengidentifikasi gambar. Sistem menghasilkan hasil identifikasi berupa label, seperti «Normal» atau «Osteoporosis». Hasil identifikasi ditampilkan kepada user.

2.4.2. Flowchart

Pada Gambar 3.8 alur keseluruhan sistem dalam menentukan identifikasi citra X-Ray Tulang Osteoporosis:

Preprocessing Citra yang dimasukkan menjalani tahap preprocessing, termasuk resizing menjadi ukuran yang diinginkan dan normalisasi data. Convolution Block 1 Citra yang sudah dipreprocessing melewati operasi konvolusi menggunakan kernel 3x3 dengan stride 1. Ini mengurangi dimensi gambar dan mengambil fitur yang paling dominan. Convolution Block 2 - 5, Max Pooling 2 - 5 Proses ini terdiri dari serangkaian blok konvolusi, ReLU, dan max pooling yang

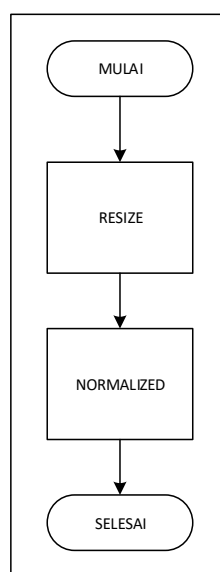
bertujuan untuk mengekstrak fitur-fitur semakin kompleks dari gambar. Output dari softmax adalah nilai yang mendekati antara 0 dan 1, yang mewakili probabilitas identifikasi. Hasil Identifikasi



Output akhir dari sistem adalah hasil identifikasi yang menunjukkan apakah gambar adalah «Normal» atau «Osteoporosis» .

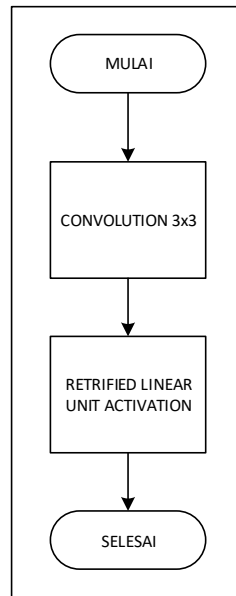
Gambar 4. Flowchart Keseluruhan Sistem

Untuk tahapan sub proses preprocessing seperti Gambar 5 yang diilustrasikan sesudah citra dimasukan ke tahap *preprocessing* yang berupa ada tahap *resize* 224x224 piksel sesudah di *resize* menjadi 224x224 piksel citra tersebut di *normalized* yaitu nilai data citra dibagi dengan nilai 255 sehingga nilai matriks pada citra tersebut menjadi 0 sampai 1.



Gambar 5. Flowchart sub proses Preprocessing

Pada Gambar 3.10 untuk tahap sub proses *Convolution Block* terdapat operasi Konvolusi 3x3 dan ReLU *activation*. Setiap *convolution block* memiliki jumlah filter yang berbeda. Pada *convoluton block* 1 memiliki 64 jumlah filter, *covolution block* 2 memiliki 128 jumlah filter, *convoluton block* 3 memiliki 256 jumlah filter, *convoluton block* 4 dan *convoluton block* 5 memiliki 512 jumlah filter. Setelah proses konvolusi, *Rectified Linear Unit* (ReLU) diaktivasi.



Gambar 6. Flowchart Sub proses *Convolution Block*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Penggunaan Data Latih dan Data Uji

Deskripsi yang di berikan melibatkan pemrosesan data citra untuk keperluan training dan validation menggunakan dataset dari www.kaggle.com, serta mengaplikasikan teknik augmentasi menggunakan Random Affine. Berikut adalah ringkasan dari informasi yang di sampaikan. Parameter Random Affine menjelaskan bahwa ada beberapa parameter yang bisa diatur dalam Random Affine Degrees Parameter ini digunakan untuk merotasi posisi citra. Semakin besar nilai, semakin besar rotasi yang diterapkan. Data Training dan Validation Terpisah Data yang digunakan untuk training dan validation adalah data yang berbeda. Seluruh langkah-langkah ini merupakan bagian penting dari proses pelatihan dan validasi model. Augmentasi membantu dalam melatih model agar lebih tangguh terhadap variasi dan kompleksitas data yang sebenarnya.

Tabel 2. Data Training

<i>Training</i>	
Normal	1.269 Citra
Osteoporosis	1.269 Citra

Tabel 3. Data Validation

<i>Validation</i>	
Normal	465 Citra
Osteoporosis	465 Citra



Gambar 7. Contoh Citra Data Latih

(Sumber : Steve Phyton, 2021)

Citra yang digunakan sebagai data uji merupakan citra yang didapat dari data.mendeley.com. Banyak data uji yang digunakan bisa dilihat pada Tabel 4. Pada Gambar 8 ditampilkan salah satu citra yang digunakan sebagai data uji.

Tabel 4. Data Testing

<i>Testing</i>	
Normal	15 Citra
Osteoporosis	15 Citra

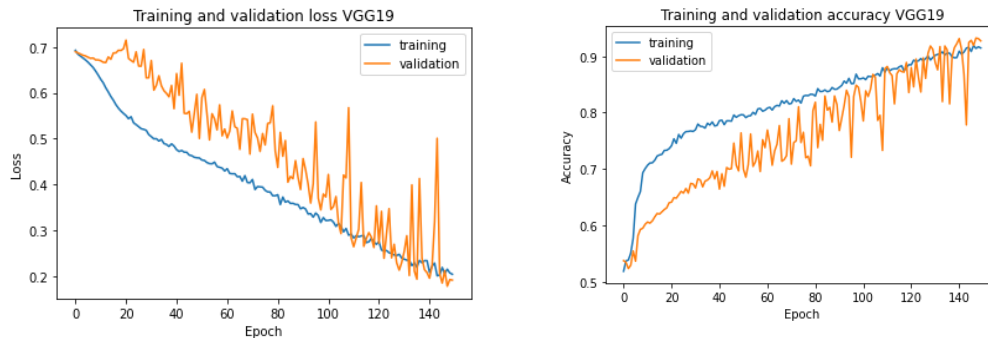


Gambar 8. Contoh Citra Data *Testing*

(Sumber : Steve Phyton, 2021)

3.2. Pengujian Sistem

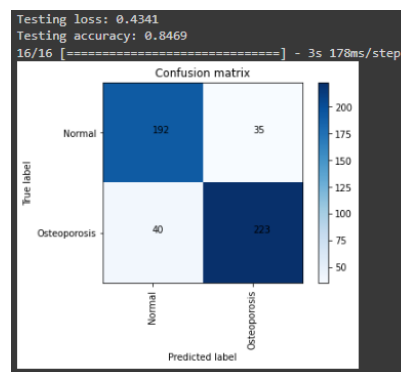
Pada Pengujian Sistem pada sistem ini bertujuan untuk melihat kinerja dari model VGG19 dengan cara mendapatkan nilai *accuracy* dan *loss*. Pengujian ini dilakukan secara *alpha* atau dalam lingkungan pengembangan.



Gambar 9. Grafik Nilai *Train Loss* dan *Valid Loss* Training Data (Kiri). Grafik Nilai *Train Accuracy* dan *Valid Accuracy* Training Data (Kanan). Epoch 150, Learning Rate 0.0001, dan Optimizer SGD untuk VGG 19

3.3. Pengujian Kinerja Sistem

Pengujian dilakukan dengan menggunakan citra X-Ray Tulang sebanyak 1143 citra. Dengan mengukur kinerja arsitektur VGG19 menggunakan *confusion matrix* dimana akan mengukur kinerja sistem secara keseluruhan seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. *Precision* bagian dari citra yang diambil dengan tepat/relevan. Sedangkan *recall* bagian dari citra yang tepat/relevan yang diambil oleh sistem. Sedangkan *accuracy* merupakan tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual. *F-Measure* merupakan ukuran akurasi uji dari perhitungan *precision* dan *recall* (Pardede & Husada, 2016). Pada Gambar 4.10 terdapat *confusion matrix* dari hasil klasifikasi citra X-Ray Tulang menggunakan VGG19.



Gambar 10. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

Keterangan:

TN: 192, FN: 35,

FP: 40, TP: 223

- Untuk menghitung *accuracy* dengan persamaan

$$Accuracy = \frac{223+192}{223+40+35+192} = 0,846 * 100 = 84,6\%$$

- Untuk menghitung *precision* dengan persamaan

$$Precision (normal) = \frac{223}{223+40} = 0,847 * 100 = 84,7\%$$

$$Precision (osteoporosis) = \frac{192}{192+35} = 0,845 * 100 = 84,5\%$$

- Untuk menghitung *recall* dengan persamaan

$$Recall (normal) = \frac{223}{223+35} = 0,864 * 100 = 86,4\%$$

$$Recall (osteoporosis) = \frac{192}{192+40} = 0,827 * 100 = 82,7\%$$

- Untuk menghitung *F-Measure* dengan persamaan

$$f - measure (normal) = 2x \frac{(0,847x0,864)}{(0,847+0,864)} = 0,855 * 100 = 85,5\%$$

$$f - measure (osteoporosis) = 2x \frac{(0,845x0,827)}{(0,845+0,827)} = 0,835 * 100 = 83,5\%$$

- Untuk menghitung *MCC* dengan persamaan

$$MCC = \frac{223.192 - 40.35}{\sqrt{(223 + 40). (223 + 35). (192 + 40). (192 + 35)}} = \frac{41416}{59778,44} = 0,69$$

Tabel 5. Nilai Rata-Rata Accuracy, Precision, Recall dan F-Measure sistem dalam Mengidentifikasi Citra Osteoporosis

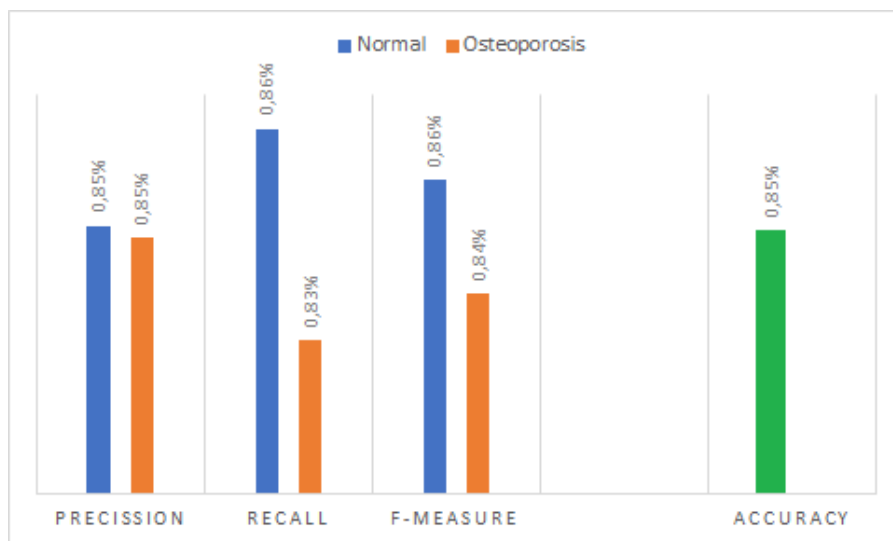
VGG19						
No	Kelas	Precision	Recall	F-Measure	Accuracy	MCC
1	Normal	84,7%	86,4%	85,5%	84,6%	0,69
2	Osteoporosis	84,5%	82,7%	83,5%		
Rata - Rata		84,6%	84,55%	84,5%		

Gambar 11. Grafik Rata-Rata Accuracy, Precision, Recall, dan F-Measure Identifikasi Citra X-Ray Tulang

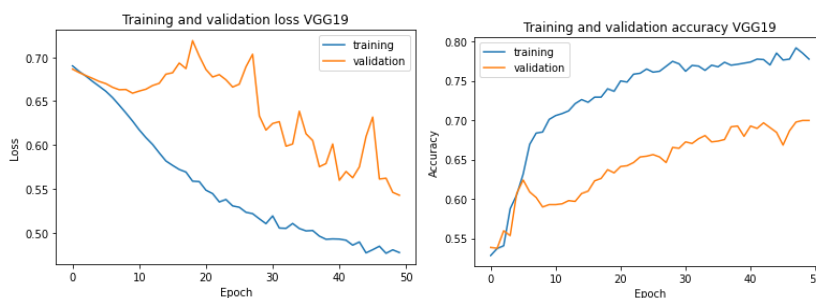
Pada pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 5 dan Gambar 11 dalam mengidentifikasi citra X-Ray Tulang dengan model VGG19. Pada pengujian ini *epoch* 150 mendapatkan nilai *accuracy* tertinggi yaitu 84.6% dengan rata-rata *precision* 84,6%, *recall* 84,55% dan *f-measure* 84,5% dengan dan nilai *MCC* sebesar 0,69.

Jumlah Epoch	Learning Rate	Optimizer	Average	Accuracy			MCC
			Precision	Recall	F1-Measure		
50	0,0001	SGD	0,81	0,81	0,81	0,814	0,62
100	0,0001	SGD	0,81	0,84	0,81	0,820	0,64
150	0,0001	SGD	0,85	0,85	0,85	0,846	0,69
200	0,0001	SGD	0,82	0,82	0,82	0,820	0,63

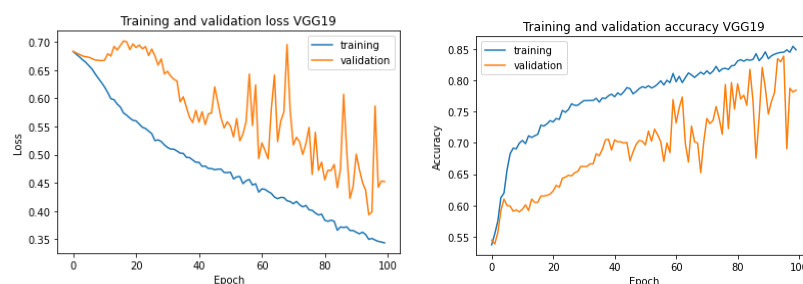
Tabel 6. Tabel Perbandingan Epoch dengan Learning Rate 0,0001 Menggunakan SGD



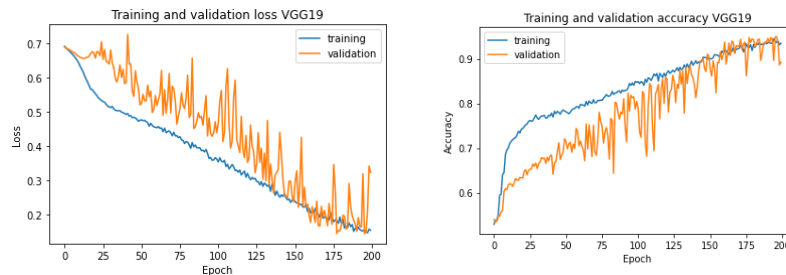
Gambar 11. Grafik perbandingan



Gambar 12. Grafik Nilai *Train Loss* dan *Valid Loss Training Data* (Kanan). Grafik Nilai *Train Accuracy* dan *Valid Accuracy Training Data* (Kiri). Epoch 50, Learning Rate 0,0001, dan Optimizer SGD



Gambar 13. Grafik Nilai *Train Loss* dan *Valid Loss Training Data* (Kanan). Grafik Nilai *Train Accuracy* dan *Valid Accuracy Training Data* (Kiri). Epoch 100, Learning Rate 0,0001, dan Optimizer SGD



Gambar 14. Grafik Nilai *Train Loss* dan *Valid Loss Training Data* (Kanan). Grafik Nilai *Train Accuracy* dan *Valid Accuracy Training Data* (Kiri). Epoch 200, Learning Rate 0,0001, dan Optimizer SGD

4. KESIMPULAN

Implementasi ini menggunakan metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur VGG19 untuk mengidentifikasi citra X-Ray Tulang Osteoporosis sangat menarik. Berikut ini adalah beberapa poin penting dari hasil pengujian yang Anda sampaikan Arsitektur dan Algoritma menggunakan arsitektur VGG19, yang terkenal karena kedalamannya dan kemampuannya dalam mengambil fitur dari gambar dengan baik. Hasil Pengujian Nilai akurasi yang dihasilkan sebesar 84.6% menunjukkan bahwa model Anda memiliki kinerja yang cukup baik dalam mengidentifikasi citra X-Ray Tulang Osteoporosis. Rata-rata precision, recall, dan f-measure yang sekitar 84.6%, 84.55%, dan 84.5% juga mengindikasikan model Anda memiliki kemampuan baik dalam membedakan antara kelas Normal dan Osteoporosis. Dataset dan Augmentasi Menggunakan dataset yang berjumlah 1.269 citra untuk training, 465 citra untuk validation, dan 15 citra untuk pengujian. Keseluruhan, hasil-hasil ini menunjukkan bahwa implementasi berhasil mencapai tingkat kinerja yang baik dalam mengidentifikasi citra X-Ray Tulang Osteoporosis.

DAFTAR RUJUKAN

- Agarap, A. F. (2018). *Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU)*. (1), 2–8. Diambil dari <http://arxiv.org/abs/1803.08375>
- Al Rivan, M. E., & Yohannes, Y. (2019). Klasifikasi Mamalia Berdasarkan Bentuk Wajah Dengan K-NN Menggunakan Fitur CAS Dan HOG. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 5(2), 169-176.
- Chicco, D., Jurman, G. The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics* 21, 6 (2020). <https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>
- Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. In 2018 *21st International Conference on Information Fusion, FUSION 2018*. <https://doi.org/10.23919/ICIF.2018.8455530>

- Feriawan, J., & Swanjaya, D. (2020, August). Perbandingan Arsitektur Visual Geometry Group dan MobileNet Pada Pengenalan Jenis Kayu. In Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi) (Vol. 4, No. 3, pp. 185-190).
- Hanif Gusman. (2020). Hewan Kurban dan Rendahnya Konsumsi Daging di Indonesia. Tersedia di <https://tirto.id/hewan-kurban-dan-rendahnya-konsumsi-daging-di-indonesia-fUm8>
- Hakim, R. F. (2018). PENERAPAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI CITRA WAYANG PUNAKAWAN.
- Liu, G., Shih, K. J., Wang, T.-C., Reda, F. A., Sapra, K., Yu, Z., ... Catanzaro, B. (2018). *Partial Convolution based Padding*. Diambil dari <http://arxiv.org/abs/1811.11718>
- Mathworks. 2018. "What Is Deep Learning?" <https://www.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>.
- McLennan, K., & Mahmoud, M. (2019). Development of an automated pain facial expression detection system for sheep (*ovis aries*). *Animals*, 9(4), 196.
- Minar, M. R., & Naher, J. (2018). *Recent Advances in Deep Learning: An Overview*. 2006, 1–31. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.24831.10403>
- Munir, K., Elahi, H., Ayub, A., Frezza, F., dan Rizzi, A. (2019). Cancer Diagnosis Using Deep Learning: A Bibliographic Review. *Cancers*, 11(9), 1235.
- Nana Hermana, A., Rosmala, D., & Gustiana Husada, M. (2021, January). Transfer Learning for Classification of Fruit Ripeness Using VGG16. In 2021 *The 4th International Conference on Computers in Management and Business* (pp. 139-146).
- Noor, A., Zhao, Y., Koubâa, A., Wu, L., Khan, R., & Abdalla, F. Y. (2020). Automated sheep facial expression classification using deep transfer learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175, 105528.
- Nur Fitriatus Shalihah. (2020). Bagaimana Cara Mengecek Kenormalan dan Memelihara Hewan Kurban. Tersedia di <https://www.kompas.com/tren/read/2020/07/26/120600165/bagaimana-cara-mengecek-kenormalan-dan-memelihara-hewan-kurban-ini-panduan?page=all>
- Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A., & Marshall, S. (2018). Activation Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning. 1–20. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1811.03378>

- Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Sekretariat Jenderal – Kementerian Pertanian. (2020). Buku Outlook Komoditas Peternakan Kambing/Domba.
- Salama, A., Hassanien, A. E., & Fahmy, A. (2019). Sheep Identification Using a Hybrid Deep Learning and Bayesian Optimization Approach. *IEEE Access*, 7, 31681-31687.
- Schmidhuber, Jürgen. 2015. "Deep Learning in Neural Networks: An Overview." *Neural Networks* 61: 85–117.
- Setiawan, W. (2019). PERBANDINGAN ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI FUNDUS. *Jurnal Simantec*, 7(2), 48-53.
- Shaha, M., & Pawar, M. (2018, March). Transfer learning for image classification. In 2018 Second International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA) (pp. 656-660). IEEE.
- Simonyan, Karen., Andrew Zisserman. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *arXiv:1409.1556*, 2015.
- Wirtjes, J. S. (2019). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN).