

Arsitektur Alexnet Convolution Neural Network (CNN) Untuk Mendeteksi Covid-19 Image Chest-Xray

Adhitio Satyo Bayangkari Karno¹, Widi Hastomo², Yasin Efendi³ dan Diyah Ruri Irawati⁴

¹ Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Gunadarma,

² Fakultas Ekonomi Digital, ITB-Ahmad Dahlan Jakarta

³ Fakultas Ilmu Pendidikan, Universitas Muhammadiyah Jakarta

⁴ Manajemen Informatika, STMIK Jakarta STI&K

Widie.has@gmail.com

Abstract — This study intends to help medical professionals, especially radiologists and the community, to quickly diagnose COVID-19 patients from chest X-ray image data using the Convolution Neural Network (CNN). Although AlexNet's not very high quality requires minimal operation, therefore this architecture is used to overcome the limitations of computer performance. By setting the various parameters available, AlexNet can provide the best possible quality. The chest X-ray dataset consists of 4,000 images, consisting of 4 classifications, namely covid, normal, lung opacity and viral pneumonia, each with a total data of 1,000 images. The results of the study with 25 epoch training obtained an accuracy value of 85.5%.

Keyword — AlexNet, Deep Learning, Convolution Neural Network, COVID-19, Chest X-ray.

Abstrak — Penelitian ini bermaksud untuk membantu para medis khususnya ahli radiologi dan komunitas agar dapat mendiagnosa dengan cepat pasien covid-19 dari data *image chest X-ray* menggunakan *Convolution Neural Network* (CNN). Walaupun kualitas yang tidak terlalu tinggi AlexNet memerlukan operasi yang minim, oleh karena itu arsitektur ini dipergunakan untuk mengatasi keterbatasan performa komputer. Dengan mengatur berbagai parameter yang ada, AlexNet dapat memberikan kualitas sebaik mungkin. Dataset chest X-ray berjumlah 4.000 image, terdiri dari 4 klasifikasi yaitu covid, normal, lung opacity dan viral pneumonia masing-masing dengan jumlah data 1.000 image. Hasil penelitian dengan training 25 epoch diperoleh nilai akurasi sebesar 85,5%..

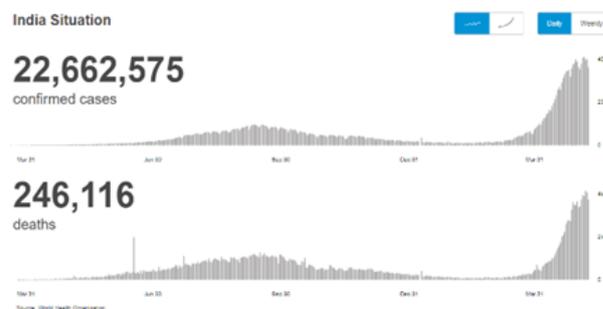
Kata kunci — AlexNet, Deep Learning, Convolution Neural Network, COVID-19, Chest x-ray.

I. PENDAHULUAN

“Tsunami Covid” di India merupakan kejadian penambahan jumlah penderita covid-19 (gambar 1) yang sangat luar biasa. Terbatasnya para medis dan rumah sakit tidak mampu menangani tingginya jumlah pasien penderita covid. Ketersediaan alat bantu medis akan sangat diperlukan dalam mempercepat diagnosa dan penanganan pasien. Dalam hal diagnosa dan interpretasi data *image chest x-ray*, diperlukan keahlian dan kemampuan khusus dari para tenaga medis. Pemanfaatan *artificial intelligence* (AI) dapat membantu memudahkan para medis untuk dapat mendiagnosa pasien terpapar covid-19 dengan cepat dari

data image chest-xray [1]. Salah satu cabang AI yang mampu menganalisa image adalah *Convolution Neural Network* (CNN) [2].

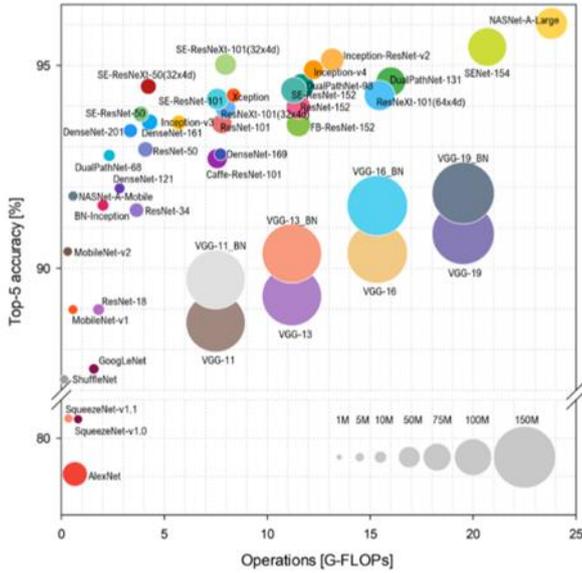
Pengolahan data image dengan menggunakan *Convolution Neural Network* (CNN) memerlukan performa komputer yang memadai. Untuk memperoleh kualitas akurasi tinggi diperlukan arsitektur dengan layer yang semakin terus bertambah, dan tentunya disesuaikan dengan peningkatan performa komputer menggunakan *Graphics Processing Unit* (GPU). Harga komputer dan GPU yang tidak murah merupakan kendala utama bagi penelitian perorangan.



Sampai saat ini masih terus dilakukan penelitian untuk memperoleh jenis arsitektur yang baik (akurasi tinggi dan operasi minimum) [3]. Karena peningkatan performa komputer yang semakin tinggi, untuk meningkatkan akurasi, banyak arsitektur baru lebih mengarah pada penambahan layer yang semakin dalam dari pada desain arsitekturnya [4].

Komputasi yang ringan dan cukup cepat menjadikan arsitektur AlexNet sebuah pilihan dalam penelitian ini. Arsitektur AlexNet walaupun tidak menghasilkan akurasi yang sangat tinggi dibandingkan dengan arsitektur lainnya, namun AlexNet memerlukan jumlah operasi dan waktu proses yang minim (gambar 2). Akurasi AlexNet dapat meningkat bergantung dari kondisi data dan pengaturan

parameter yang ada (*learning rate, optimization, batch, stride, epoch, pooling size*).



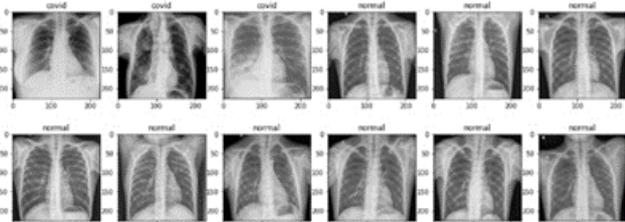
Gambar 2. Jenis-jenis arsitektur CNN-DL

Penelitian terkait deteksi berbagai penyakit dengan dataset image chest-xray telah banyak dilakukan. Deteksi image tersebut menggunakan berbagai metode *machine learning* [5], *deep learning* [6], [7], komputer vision [8], telah banyak dipergunakan didalam dunia kesehatan [9] khususnya dalam hal membantu deteksi berbagai penyakit manusia. Dan beberapa penelitian terkait analisa prediksi covid menggunakan mesin learning [10].

Covid-19 adalah pandemi baru (awal tahun 2020), belum banyak data yang dapat dipergunakan untuk proses latih mesin learning. Artikel menyangkut diagnosa image covid-19 dengan jumlah data yang memadai masih terbatas [11]. Banyak dari penelitian tersebut menggunakan layer arsitektur yang tebal, kompleks dan infratraktur performa komputer tinggi [4].

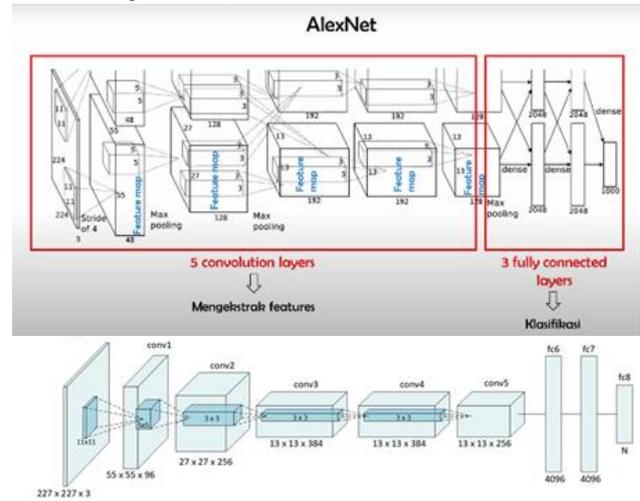
III. METODE PENELITIAN

Data yang dipergunakan dalam penelitian ini diperoleh dari repository kaggle [12], karena mempertimbangkan kemampuan komputer maka hanya dipergunakan 4.000 image terdiri dari 4 kelas data yaitu covid, normal, lung opacity dan viral pneumonia masing-masing 1000 image.



Gambar 3. Sebagian dataset image chest x-ray covid dan normal

AlexNet merupakan salah satu arsitektur CNN yang diciptakan oleh Alex Krizhevsky. AlexNet memenangkan kompetisi tahun 2012 oleh *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)*. Arsitektur AlexNet berisi 8 layer, terdiri dari 5 layer convolution untuk mengekstrak feature dan 3 layer terhubung penuh (*fully connected*) untuk klasifikasi (gambar 4).

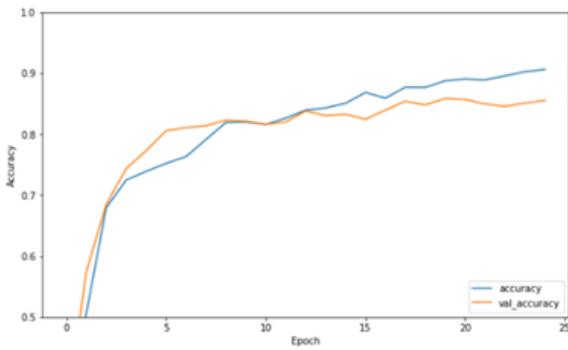


Gambar 4. Arsitektur AlexNet

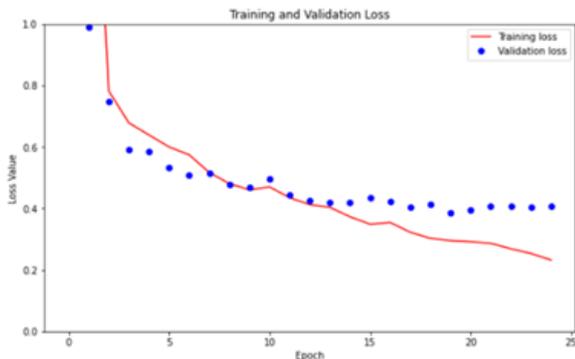
Bagian pertama adalah ekstrak *feature*, dimana mesin akan menghasilkan output model matrik dengan ukuran yang lebih kecil. Output ini kemudian menjadi input dibagian kedua untuk proses klasifikasi menggunakan neural network (*fully connected*). Tiap layer di bagian pertama (ekstrak feature) terdiri dari kombinasi proses *convolusi, batchcrossing, maxpooling*.

Mulai dari layer pertama, diawali dengan input image data matrik berukuran 227×227 rgb. Matrik input dikalikan matrik bobot ukuran 11×11 (layer 1 dan 2) dan 3×3 (layer 3,4 dan 5). Pergeseran matrik bobot ini sejauh 4 langkah di layer 1 dan 1 langkah di layer 2,3,4 dan 5. Hasil dari proses convolusi ini menghasilkan matrik berukuran lebih kecil. Kemudian difilter dengan fungsi aktivasi (relu) yaitu mengganti nilai negatif menjadi nilai 0. Fungsi dari *batch normalization* adalah untuk menghindari *over fitting* dari model. Setelah 5 layer convolusi dilalui, selanjutnya masuk ke layer flatten. Layer flatten merubah matrik menjadi vektor, agar ukuran menjadi lebih kecil lagi dilakukan proses dense dan dropout.

Masuk ke bagian 2 adalah proses klasifikasi dengan *fully connected (fc)* yang merupakan bagian dari proses *neural network*. Karena keterbatasan infrastuktur, maka penelitian ini hanya dilakukan 25 epoch dengan memperoleh nilai akurasi training 91,19% dan akurasi testing 85,53%. (Gambar 6). Kecenderungan untuk memperoleh nilai akurasi lebih tinggi sangat memungkinkan dengan menaikkan nilai epoch namun dengan kosekuensi waktu proses yang lebih lama (gambar 7 dan 8).



Gambar 7. Grafik akurasi training dan testing



Gambar 8. Grafik Loss Value training dan testing

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari total 4000 data image chest x-ray, sebanyak 1.320 image (33%) dipergunakan untuk data testing dan sisanya 2.680 image untuk data training. Data testing 1.320 image terdiri dari data image COVID (332), Lung Opacity (350), Normal (325) dan Pneumonia (313).

Hasil pengujian dengan menggunakan data testing, mesin learning berhasil memprediksi dengan tepat data dari image chest xray dengan penderita;

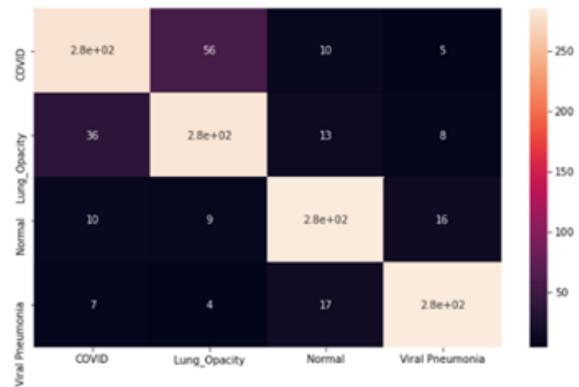
- a. COVID, 279 dari 332, sehingga presisinya sebesar 84%.
- b. Lung Opacity, 281 dari 350, sehingga presisinya sebesar 80%.
- c. Normal, 285 dari 325, sehingga presisinya sebesar 88%.
- d. Pneumonia, 284 dari 313, sehingga presisinya sebesar 91%.

Detail perhitungan untuk mengukur presisi lainnya ditunjukkan dalam bentuk tabel 1, sebagai berikut :

Tabel 1. Report klasifikasi

COVID	A					
Lung Opacity	B					
Normal	C					
Viral Pneumonia	D					
		Sebenarnya				
		A	B	C	D	Support
Pred	A	279	56	10	5	350
	B	36	281	13	8	338
	C	10	9	285	16	320
	D	7	4	17	284	312
		332	350	325	313	1320
		Precision		Recall		f1-score
A		279/332= 0.84		279/350= 0.80		2*279/(350+332) = 0.82
B		281/350= 0.80		281/338= 0.83		2*281/(338+350) = 0.82
C		285/325= 0.88		285/320= 0.89		2*285/(320+325) = 0.88
D		284/313= 0.91		284/312= 0.91		2*284/(312+313) = 0.91

Accuracy = (279+281+285+284)/1320 = 0.86



Gambar 9. Matrik Confusion

Modul sklearn python dapat dipergunakan untuk mengukur akurasi dan memvisualisasikan matrik confusion seperti yang ditampilkan dalam Gambar 9 dan 10.

	precision	recall	f1-score	support
COVID	0.84	0.80	0.82	350
Lung Opacity	0.80	0.83	0.82	338
Normal	0.88	0.89	0.88	320
Viral Pneumonia	0.91	0.91	0.91	312
accuracy			0.86	1320

Gambar 10. Report Klasifikasi

VII. KESIMPULAN

Hasil simpulan dari penelitian ini yaitu;

- a. Dengan melakukan pengaturan nilai parameter yang ada di arsitektur yang sederhana ini (AlexNet), dapat meningkatkan nilai akurasi prediksi hasil penelitian keseluruhan sampai sebesar 86%.
- b. Hasil penelitian ini dapat memprediksi 4 kelas klasifikasi penderita COVID, Lung Opacity, Normal, Viral Pneumonia dengan presisi masing-masing 84%, 80%, 88% dan 91%.
- c. Tingkat akurasi dapat ditingkatkan lagi jika training dilakukan dengan epoch yang lebih besar dan tentunya memerlukan tambahan waktu proses. Waktu proses akan berkurang jika kemampuan komputer lebih tinggi.
- d. Dengan adanya artificial intelligence (mesin learning) akan banyak berguna untuk meringankan tenaga medis dalam melayani diagnosa lebih cepat dari penderita COVID.

DAFTAR ACUAN

- [1] N. Ali, K. Ceren, and P. Ziyinet, "Automatic Detection of Coronavirus Disease (COVID-19) Using X-ray Images and Deep.pdf," *Pattern Anal. Appl.*, 2020.
- [2] J. Zhang, Y. Xie, Y. Li, C. Shen, and Y. Xia, "COVID-19 Screening on Chest X-ray Images Using Deep Learning based Anomaly Detection," *arXiv*, 2020.
- [3] W. Hastomo, "Gesture Recognition For Pencak Silat Tapak Suci Real-Time Animation," vol. 2, pp. 91–102, 2020.
- [4] W. Hastomo and A. Satyo, "Long Short Term Memory Machine Learning Untuk Memprediksi Akurasi Nilai Tukar IDR Terhadap USD," vol. 3, 2019.
- [5] Sethy and K. Prabira, "Detection of coronavirus Disease (COVID-19) based on Deep Features and Support Vector Machine," no. April, 2020.
- [6] M. J. Horry, S. Chakraborty, M. Paul, A. Ulhaq, and B. Pradhan, "X-Ray Image based COVID-19 Detection using Pre-trained Deep Learning Models," 2020.
- [7] Oh, P. Yujin, Y. Sangjoon, and C. Jong, "Deep Learning COVID-19 Features on CXR using Limited Training Data Sets," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, pp. 1–13, 2020.
- [8] E. Luz et al., "Towards an effective and efficient deep learning model for COVID-19 patterns detection in X-ray images," *Res. Biomed. Eng.*, 2021.
- [9] A. Garain, A. Basu, F. Giampaolo, J. D. Velasquez, and R. Sarkar, "Detection of COVID-19 from CT scan images: A spiking neural network-based approach," *Neural Comput. Appl.*, vol. 1, 2021.
- [10] W. Karno, A. S. B., & Hastomo, "Optimalisasi Data Terbatas Prediksi Jangka Panjang Covid-19 Dengan Kombinasi Lstm Dan GRU," *Pros. SeNTIK*, vol. 4, no. September, pp. 181–191, 2020.
- [11] A. S. B. Karno, W. Hastomo, and I. S. K. Wardhana, "Prediksi Jangka Panjang Covid-19 Indonesia Menggunakan Deep Learning Long-Term," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun.*, pp. 483–490, 2020.
- [12] T. Rahman, "COVID-19 Radiography Database," *kaggle.com*, 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>.