

IMPLEMENTASI *VISION TRANSFORMERS* DAN *DNA KRIPTOGRAFI* UNTUK KLASIFIKASI DAN PENGAMANAN CITRA MEDIS COVID-19

Muhammad Agil Chabibun Najah¹, Bagus Satrio Waluyo Poetro²

^{1,2}Universitas Islam Sultan Agung Semarang

mohagil226@gmail.com¹, bagusswp@unissula.ac.id²

Received: 17-02-2025

Revised: 25-02-2025

Approved: 02-03-2025

ABSTRAK

Pandemi COVID-19 telah meningkatkan kebutuhan akan teknologi yang mampu mendeteksi penyakit secara cepat dan aman. Penelitian ini mengusulkan kombinasi Vision Transformers (ViT) dan kriptografi DNA untuk klasifikasi dan pengamanan citra medis COVID-19. Vision Transformers digunakan untuk mendeteksi pola pada citra X-ray dengan akurasi tinggi, mencapai 98% pada data uji, sementara kriptografi DNA digunakan untuk mengenkripsi citra hasil klasifikasi guna menjaga privasi data medis. Dataset COVID-19 Radiography Database digunakan dalam penelitian ini, dengan fokus pada dua kelas: COVID-19 dan Normal. Proses penelitian mencakup pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, enkripsi, dekripsi, serta pengujian performa sistem. Hasil menunjukkan bahwa kombinasi ViT dan kriptografi DNA dapat memberikan solusi yang efektif dan aman dalam klasifikasi serta pengelolaan citra medis. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada pengembangan teknologi medis berbasis kecerdasan buatan yang aman dan inovatif.

Kata kunci: *Vision Transformers, Kriptografi DNA, Klasifikasi Citra Medis, COVID-19, Pengamanan Data Medis*

PENDAHULUAN

Pandemi COVID-19 telah membawa dampak besar di berbagai sektor, khususnya di bidang kesehatan. Salah satu tantangan utama dalam penanganan pandemi ini adalah pengelolaan dan pengamanan data medis, termasuk citra medis, seperti radiografi, yang digunakan untuk mendeteksi dan mendiagnosis COVID-19 (El Naqa et al., 2021). Teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) telah menunjukkan potensinya dalam membantu proses analisis citra medis secara cepat dan akurat. Salah satu model AI yang saat ini berkembang pesat adalah *Vision Transformers (ViT)*, yang menawarkan kemampuan luar biasa dalam klasifikasi dan analisis citra. Model ini mampu mengidentifikasi pola pada citra dengan tingkat akurasi tinggi (Filipe et al., 2024), sehingga sangat relevan untuk digunakan dalam deteksi COVID-19 berbasis citra radiografi.

AI adalah salah satu teknologi yang dapat membantu melacak penyebaran virus, mengidentifikasi pasien yang berisiko tinggi, dan mengendalikan infeksi secara real-time. (Lin L et al., 2020). Teknologi kesehatan digital telah memainkan peran penting dalam mengembangkan berbagai strategi dan respons terhadap pandemi COVID-19 (Hanifudin et al., 2023).

Di sisi lain, pengamanan data medis menjadi isu yang sangat penting, mengingat data ini bersifat rahasia dan harus dilindungi dari akses tidak sah. Karena perlindungan kerahasiaan data pasien di Indonesia diatur dalam berbagai peraturan perundang-undangan yang menekankan pentingnya menjaga privasi dan keamanan informasi medis individu. Undang-Undang Nomor 29 Tahun 2004 tentang Praktik Kedokteran mewajibkan dokter untuk menjaga rahasia kedokteran, yang hanya dapat dibuka untuk kepentingan tertentu seperti

kesehatan pasien, permintaan hukum, atau persetujuan pasien (Presiden Republik Indonesia, 2004). Selain itu, Undang-Undang Nomor 44 Tahun 2009 tentang Rumah Sakit mewajibkan rumah sakit menyimpan rahasia kedokteran kecuali untuk alasan-alasan yang diizinkan (Republik Indonesia, 2009). Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 36 Tahun 2012 juga menegaskan kewajiban pihak-pihak terkait untuk menjaga kerahasiaan data pasien, termasuk setelah pasien meninggal dunia (Kemenkes, 2012). Regulasi ini memberikan landasan hukum yang kuat dalam menjamin kerahasiaan data medis, meningkatkan kepercayaan terhadap layanan kesehatan, serta mendorong penerapan teknologi pengamanan data seperti kriptografi DNA dalam pengolahan citra medis. Dalam konteks ini, metode *DNA Kriptografi* menawarkan pendekatan inovatif untuk enkripsi data yang didasarkan pada prinsip biologis DNA. Teknik ini memungkinkan data medis dienkripsi dengan tingkat keamanan tinggi, sekaligus menjaga integritas data selama proses penyimpanan atau transmisi.

Untuk melindungi data pasien, terutama mereka yang terinfeksi COVID-19, penting untuk mempertimbangkan aspek privasi dan keamanan yang lebih ketat. Oleh karena itu, sistem keamanan yang dapat menjaga kerahasiaan informasi medis pasien sangat diperlukan, agar mereka merasa aman dan terlindungi.

Data yang nantinya akan digunakan untuk *deep learning* dapat berupa citra *X-ray* atau citra *computed tomography* (CT) (Figo, Yudistira dan Widodo, 2023). Kebutuhan akan sistem diagnostik yang efektif telah meningkat sebagai akibat dari pandemi COVID-19, terutama dalam hal deteksi penyakit melalui citra *X-ray* dada.

Vision Transformers (ViT) adalah teknologi *deep learning* terbaru yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi gambar. Berbeda dengan teknik konvensional seperti Convolutional Neural Networks (CNN), ViT mengadopsi pendekatan unik berbasis patch untuk menganalisis data secara global. Arsitektur ViT dirancang khusus untuk pengolahan citra dan menggunakan transformers, sebuah metode yang sebelumnya sukses diterapkan dalam pemrosesan bahasa alami. Pendekatan ini menawarkan cara yang berbeda dan inovatif dalam menangani tugas-tugas pengolahan citra (Dosovitskiy et al., 2021).

Kriptografi mempunyai 2 komponen utama Enkripsi dan dekripsi yang memungkinkan pengamanan visual gambar digital (Maqsood et al., 2017). DNA kriptografi, sebuah metode yang didasarkan pada struktur DNA dalam biologi, dengan menggabungkan prinsip kriptografi klasik dengan operasi biologis seperti komplementasi DNA dan encoding nukleotida. Dalam DNA kriptografi, ada empat basa: adenine (A), cytosine (C), guanine (G), dan thymine (T). Kriptografi DNA dianggap dapat memenuhi kebutuhan keamanan data saat ini. Keunggulan utama kriptografi DNA adalah kemampuan untuk pemrosesan paralel. Reaksi rantai polimerase, biomolekuler, dan one-time-pad adalah beberapa teknik pengkodean data dan metode kriptografi yang digunakan untuk transmisi data yang aman (M. Mousa, 2016).

Penelitian yang dilakukan oleh (Figo dkk., 2023) mengeksplorasi penggunaan *Vision Transformer* (ViT) untuk deteksi virus COVID-19 menggunakan citra *X-ray*, memanfaatkan dataset CovidX yang terdiri dari 30.530 gambar dengan tiga kelas (pneumonia, COVID-19, dan normal). Penelitian menggunakan teknik augmentasi data seperti gaussian blur dan *colorjitter*, serta menguji arsitektur ViT dalam tiga ukuran (*base*, *large*, dan *huge*) dengan kombinasi *transfer learning*. Proses pelatihan dilakukan selama 40 epoch menggunakan *Stochastic Gradient Descent optimizer* dan *Cross Entropy Loss*, dengan hasil terbaik menggunakan arsitektur

ResNet50 yang dipretrained, mencapai akurasi 0,9617006 pada data validasi dan 0,9548872 pada data tes, yang mengindikasikan adanya *overfitting* pada model.

Pada penelitian lain oleh (Akkasaligar & Biradar, 2020) mengusulkan metode enkripsi citra medis digital menggunakan kombinasi DNA cryptography dan dual hyperchaotic map untuk meningkatkan keamanan data sensitif pasien dalam konteks e-health dan telemedicine. Metode Selective Digitalized Medical Image Encryption (SDMIE) dirancang untuk mengurangi waktu komputasi dengan melakukan proses permutasi dan difusi pada piksel terpilih. Algoritme menggunakan aturan DNA encoding berdasarkan posisi dan nilai piksel, menghasilkan citra terenkripsi yang tahan terhadap berbagai serangan. Hasil analisis performa menunjukkan nilai NPCR mendekati 99.68%, UACI mendekati 33.55%, entropi 7.8466, waktu komputasi enkripsi 0.236 detik, dan koefisien korelasi piksel menurun drastis dari 0.9946 menjadi 0.00154, membuktikan efektivitas metode dalam melindungi kerahasiaan citra medis digital.

METODE PENELITIAN

Adapun metode penelitian yang digunakan oleh penelitian tersebut, yaitu sebagai berikut:

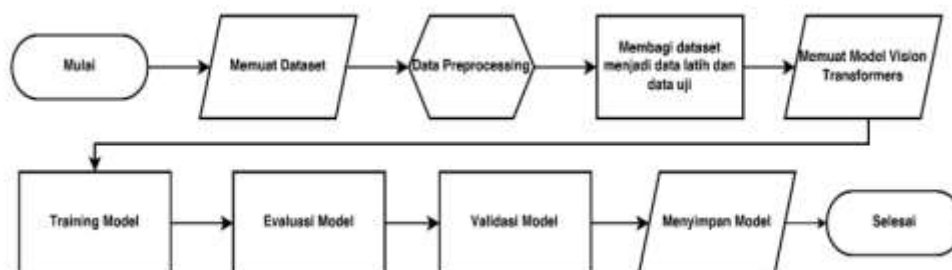
1. Pengumpulan dan Persiapan Data

Pada tahap ini Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset citra medis seperti gambar X-ray atau CT scan paru-paru pasien COVID-19 yang telah terlabeli. Dataset ini diperoleh dari Kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database/> COVID-19 Radiography Database.

2. Perancangan Sistem

Dalam penelitian ini, sistem yang dikembangkan terdiri dari tiga tahap utama, yaitu pelatihan model menggunakan *Vision Transformers* kemudian pengamanan citra medis menggunakan Kriptografi DNA dan yang terakhir klasifikasi citra medis menggunakan *Vision Transformers*. Peneliti juga menggambarkan 3 tahap utama dalam bentuk *flowchart* sederhana.

Pelatihan model menggunakan *Vision Transformers*

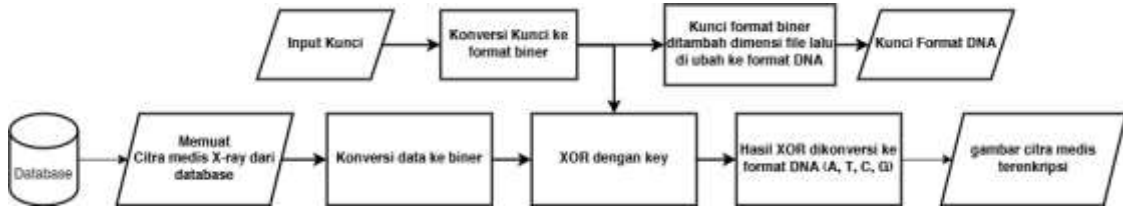


Gambar 1 Flowchart pelatihan model

Tahap Pertama adalah pelatihan model, yang dilakukan dengan menggunakan *Vision Transformers*. Pertama-tama, citra medis yang diambil dari dataset diproses melalui langkah preprocessing, yang mencakup *resize*, normalisasi, dan augmentasi citra. Selanjutnya, citra yang telah diproses dimasukkan ke dalam model *Vision Transformers* untuk pelatihan dan evaluasi model. Kemudian model akan disimpan.

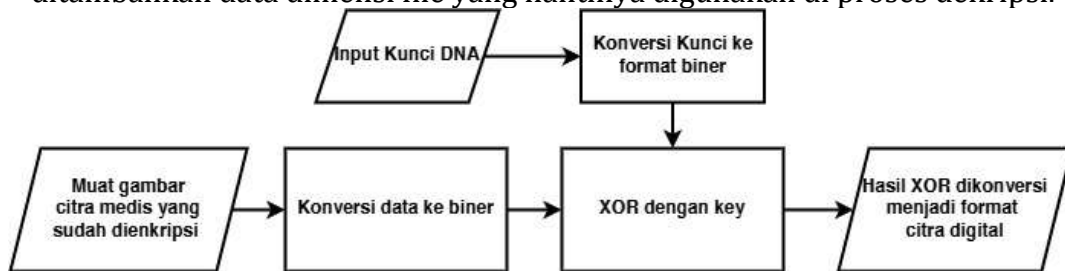
Pengamanan Data dengan DNA Kriptografi

Kriptografi Pada tahap kedua citra medis akan dienkripsi menggunakan DNA Kriptografi untuk memberikan perlindungan pada data pasien yang sensitif.



Gambar 2 Flowchart Enkripsi

Pada tahap enkripsi, dilakukan menggunakan metode DNA Kriptografi dimulai dari mengambil data citra medis dari database kemudian mengonversi data citra ke dalam format biner, setelah itu dipasangkan dengan kunci enkripsi, yang berupa teks yang diinputkan berformat string kemudian kunci tersebut terlebih dahulu dikonversi ke dalam bentuk biner. Selanjutnya, dilakukan operasi XOR antara data citra dan kunci untuk menghasilkan data yang terenkripsi. Hasil enkripsi kemudian dikonversi kembali menjadi bentuk DNA sequence menggunakan aturan substitusi yang ditentukan 00 = A, 01 = T, 10 = C, 11 = G, kemudian diubah ke format biner lalu dikonversi menjadi gambar yang terenkripsi. *Output* dari proses enkripsi ini ada 2 yaitu file gambar terenkripsi dan Key yang dihasilkan berformat DNA yang sudah ditambahkan data dimensi file yang nantinya digunakan di proses dekripsi.

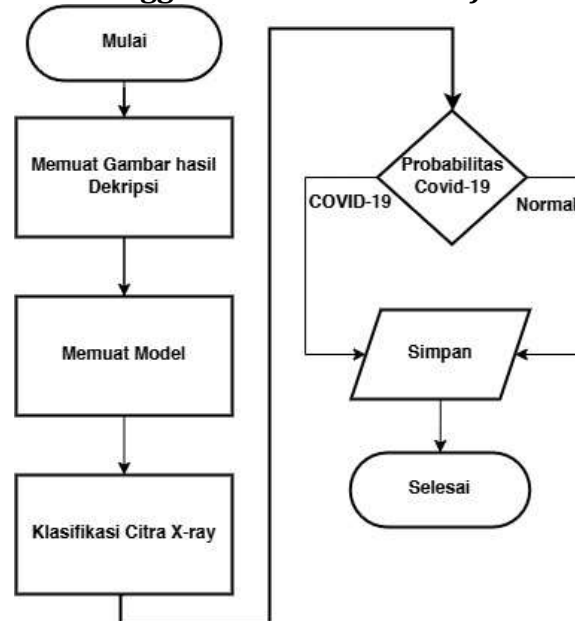


Gambar 3 Flowchart Dekripsi

Pada tahap dekripsi, data gambar yang terenkripsi kemudian dikembalikan ke bentuk semula. Proses ini dilakukan dengan langkah yang mirip dengan enkripsi, Pertama kunci DNA yang dihasilkan dari proses enkripsi diubah terlebih dahulu ke bentuk biner dan digunakan untuk mengembalikan data gambar terenkripsi ke bentuk biner, data biner yang telah didekripsi dapat dikonversi kembali menjadi citra medis yang dapat dianalisis lebih lanjut.

Kedua flowchart dalam tahap pengamanan data dengan DNA Kriptografi menggambarkan seluruh alur proses enkripsi dan dekripsi menggunakan metode XOR DNA, dari tahap konversi data hingga hasil akhir enkripsi dan dekripsi.

Klasifikasi Citra Mendiis Menggunakan *Vision Transformers*



Gambar 4 Flowchart klasifikasi citra medis

Proses ketiga adalah pengklasifikasian citra medis, yang dilakukan dengan menggunakan model *Vision Transformers* yang sudah dilatih menggunakan dataset citra radiografi bagian dada Covid-19 dan Normal. Pertama-tama, citra medis hasil dekripsi dimuat kemudian diproses dan diklasifikasi model. Model ini menggunakan mekanisme self-attention. Model Vit akan mempelajari pola – pola spesifik dari citra medis seperti perubahan pada jaringan paru – paru sehingga dapat mengklasifikasikan citra kedalam 2 kelas positif covid-19 atau Normal. Selanjutnya, hasil klasifikasi akan disimpan.

3. Pengujian dan Validasi Sistem

Pengujian dan validasi sistem dilakukan untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat berjalan sesuai dengan tujuan yang diharapkan. Pada tahap pertama, pengujian klasifikasi citra menggunakan *Vision Transformers* dilakukan dengan mengukur kinerja model pada dataset COVID-19 *Radiography* menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Pengujian dilakukan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra medis COVID-19. Pada tahap kedua, pengujian enkripsi dan dekripsi dengan *DNA Kriptografi* dilakukan untuk mengukur tingkat keberhasilan dekripsi dan kekuatan enkripsi, serta memastikan data citra yang terenkripsi dapat didekripsi dengan akurat tanpa kehilangan informasi.

4. Evaluasi dan Analisis



Evaluasi klasifikasi citra dilakukan dengan menganalisis hasil akurasi, precision, recall, dan F1- score dari model *Vision Transformers*, serta mengidentifikasi kesalahan yang terjadi dalam klasifikasi citra. Evaluasi keamanan enkripsi DNA dilakukan dengan menganalisis tingkat keberhasilan dekripsi. Terakhir, analisis kinerja sistem secara keseluruhan dilakukan dengan mengukur efisiensi, akurasi, dan keamanan dari sistem, termasuk kecepatan proses klasifikasi, enkripsi, dan dekripsi. Hasil dari evaluasi dan analisis ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai kekuatan dan kelemahan sistem, serta dasar untuk pengembangan lebih lanjut.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra medis seperti gambar X-ray atau CT scan paru – paru yang mencakup pasien yang mengidap penyakit Covid-19 sebanyak 3.616 gambar dan pasien Normal sebanyak 10.192. dataset memiliki dimensi 256 x 256 dengan format PNG. contohnya seperti berikut.

Tabel 1 Contoh dataset

No	Jenis	Gambar	Ukuran	Format
1	COVID-19		256*256	PNG
2	NORMAL		256*256	PNG

Dataset diatas nantinya akan dibagi menjadi 2 yaitu data latih dan data uji, dengan pembagian 80% untuk data latih 20% untuk data uji. Data latih digunakan untuk melatih model sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi model.

2. Data Preprocessing

Didalam tahap *data preprocessing* dataset gambar akan di konversi ke format RGB kemudian di *resize* menjadi berukuran 224*224. Hal ini perlu dilakukan karena model Vision Transformers hanya menerima inputan berukuran 224*224 dengan format 3 layer atau RGB dan ketika format dataset sudah sesuai dengan yang diminta model maka saat pelatihan akan lebih efisien.

3. Pelatihan Model

```

▶ from transformers import Trainer

trainer = Trainer(
    model=model,
    args=training_args,
    train_dataset=train_dataset,
    eval_dataset=test_dataset,
    compute_metrics=compute_metrics
)
    
```

Gambar 5 Membuat objek *Trainer*

Objek *Trainer* dibuat menggunakan *library Transformers* dengan beberapa parameter yang telah didefinisikan sebelumnya. Objek *Trainer* ini berfungsi untuk melatih dan mengevaluasi model dengan memanfaatkan metode *trainer.train()*.

[2772/2772 1:25:05, Epoch 4/4]

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Accuracy	Precision	Recall	F1
1	0.167400	0.124663	0.950559	0.951487	0.950559	0.950879
2	0.057400	0.081704	0.974377	0.974458	0.974377	0.974139
3	0.009100	0.068153	0.981234	0.981224	0.981234	0.981134
4	0.051900	0.063423	0.981956	0.981908	0.981956	0.981908

Gambar 6 Hasil *Training*

Hasil training model selama 4 epoch menunjukkan peningkatan performa model secara keseluruhan berdasarkan metrik evaluasi yang meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Secara keseluruhan, model menunjukkan peningkatan yang konsisten pada semua metrik evaluasi seiring dengan bertambahnya epoch. Penurunan *validation loss* yang terus terjadi, disertai dengan peningkatan akurasi dan metrik lainnya, menunjukkan bahwa model mampu belajar pola yang relevan dari data tanpa mengalami *overfitting*. Pada akhir *epoch*, model mencapai performa yang sangat baik dengan akurasi di atas 98%.

4. Evaluasi Model

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
NORMAL	0.98	0.99	0.99	2034
COVID	0.97	0.96	0.97	737
accuracy			0.98	2771
macro avg	0.98	0.97	0.98	2771
weighted avg	0.98	0.98	0.98	2771

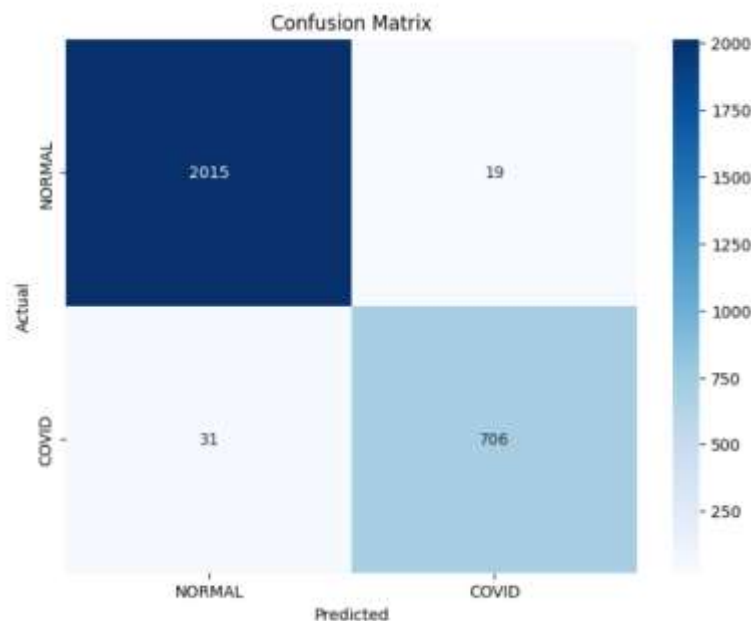
Gambar 7 Mengevaluasi model pada data latih dan data uji

Classification report memberikan metrik evaluasi lebih rinci. Pada kelas NORMAL, model mencapai presisi sebesar 0.98, recall sebesar 0.99, dan f1-score sebesar 0.99, yang menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengenali sampel kelas NORMAL. Sementara itu, pada kelas COVID, model

memiliki presisi 0.97, *recall* 0.96, dan *f1-score* 0.97, yang juga menunjukkan performa tinggi meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan kelas *NORMAL*.

Akurasi keseluruhan model adalah 98%, yang menegaskan kemampuan model untuk mengklasifikasikan data secara konsisten dengan tingkat kesalahan rendah. Rata-rata metrik evaluasi (*macro average*) menunjukkan presisi sebesar 0.98, *recall* sebesar 0.97, dan *f1-score* sebesar 0.98, yang menunjukkan bahwa model cukup seimbang dalam memprediksi kedua kelas. Sementara itu, rata-rata berbobot (*weighted average*) menunjukkan hasil yang hampir sama, yaitu presisi sebesar 0.98, *recall* sebesar 0.98, dan *f1-score* sebesar 0.98, yang menandakan kontribusi proporsional dari kedua kelas sesuai dengan jumlah sampelnya.

Selain itu, hasil evaluasi dari *Trainer* menunjukkan *loss* validasi sebesar 0.0634 dan akurasi validasi sebesar 98.2%. Metrik lainnya seperti presisi, *recall*, dan *f1-score* pada validasi masing-masing berada di sekitar 98.2%, yang konsisten dengan laporan klasifikasi. Waktu evaluasi adalah 243.85 detik dengan kecepatan 11.36 sampel per detik. Berdasarkan hasil evaluasi ini, model menunjukkan performa yang sangat baik untuk tugas klasifikasi dan mampu melakukan prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi serta kesalahan yang minimal.



Gambar 8 *Confussion Matrix*

Hasil *confusion matrix* pada gambar di atas menunjukkan performa model klasifikasi dalam memprediksi dua kelas: *NORMAL* dan *COVID*. Berikut adalah penjelasan setiap komponen dalam *confusion matrix*:

1. *True Positive* (TP): Sebanyak 706 sampel yang benar-benar termasuk kelas *COVID* berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *COVID*.
2. *True Negative* (TN): Sebanyak 2015 sampel yang benar-benar termasuk kelas *NORMAL* berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *NORMAL*.

3. *False Positive (FP)*: Sebanyak 19 sampel yang sebenarnya merupakan kelas *NORMAL* salah diklasifikasikan sebagai *COVID*. Kesalahan ini dikenal sebagai *Type I Error*.
4. *False Negative (FN)*: Sebanyak 31 sampel yang sebenarnya merupakan kelas *COVID* salah diklasifikasikan sebagai *NORMAL*. Kesalahan ini dikenal sebagai *Type II Error*.

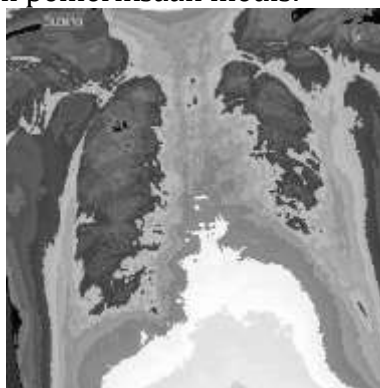
Secara keseluruhan, *confusion matrix* ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dengan kesalahan klasifikasi yang relatif kecil. Mayoritas sampel di kedua kelas diklasifikasikan dengan benar, yang didukung oleh jumlah nilai TP dan TN yang jauh lebih tinggi dibandingkan FP dan FN. Tingginya akurasi model ini juga tercermin dari metrik evaluasi yang telah dijelaskan sebelumnya.

5. Hasil Evaluasi Enkripsi dan Dekripsi

AGATAGACAGAGAGTATTGGAGACAGCTAGCTTTGGAGACAGCTAGCT

Gambar 9 DNA key

Key DNA yang dihasilkan melalui proses yang dimulai dengan input teks yang kemudian ditambah dengan dimensi citra medis karena dimensi citra medis dibutuhkan untuk mendekripsi data nantinya. Teks yang telah ditambah dimensi citra medis ini selanjutnya diubah menjadi format biner. Setelah itu, format biner yang dihasilkan akan dikonversi menjadi format DNA. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan sebuah kunci enkripsi berbasis DNA yang dapat digunakan untuk mengamankan data medis yang sensitif, seperti informasi pasien dan hasil pemeriksaan medis.



Gambar 10 Hasil *Enkripsi*

Hasil enkripsi yang menggambarkan gambar terenkripsi dari citra digital yang telah melalui serangkaian tahapan. Proses dimulai dengan mengubah citra medis menjadi format biner, kemudian dilakukan operasi XOR menggunakan kunci yang telah diproses dan diubah menjadi format DNA. Hasil dari operasi XOR ini kemudian dikonversi menjadi urutan DNA yang terdiri dari basa A, T, C, dan G.



Gambar 11 Hasil Dekripsi

Hasil dekripsi yang menggunakan data terenkripsi dan kunci. Pada proses dekripsi, gambar terenkripsi dihilangkan noisanya berdasarkan seed yang dihasilkan dari hash key kemudian diubah kembali ke dalam format biner. Selanjutnya, data tersebut dikenakan operasi XOR menggunakan kunci yang telah dikonversi kembali ke dalam format biner. Setelah proses XOR selesai, data tersebut dikonversi dan disusun ulang menjadi file gambar PNG sesuai dengan format awal, sehingga menghasilkan citra medis yang terdekripsi dan berhasil mengembalikan data ke bentuk aslinya.

6. Hasil Evaluasi

Tabel 2 Hasil evaluasi kinerja model

	Loss	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Data Latih	0.05	0.98	0.98	0.98	0.98
Data Uji	0.06	0.98	0.98	0.98	0.98

Hasil evaluasi model klasifikasi menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai *loss* rendah pada data latih (0.05) dan data uji (0.06), yang mengindikasikan kesalahan prediksi yang minimal dan kemampuan model dalam menghindari *overfitting*. Akurasi model mencapai 98% baik pada data latih maupun data uji, mencerminkan bahwa sebagian besar prediksi model benar. *Precision* dan *recall* yang sama-sama bernilai 98% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang sangat rendah, baik dalam prediksi positif yang salah (*false positives*) maupun data positif yang terlewat (*false negatives*). Nilai *F1-Score* sebesar 98% menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*, menjadikan model sangat andal dalam klasifikasi data. Secara keseluruhan, performa konsisten antara data latih dan uji menunjukkan bahwa model ini efektif dan dapat diandalkan untuk tugas klasifikasi yang diujikan.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan Vision Transformers (ViT) untuk mendeteksi COVID-19 berdasarkan citra medis X-ray dengan akurasi tinggi sebesar 98% pada data uji, menunjukkan efektivitas ViT dalam klasifikasi citra medis. Selain itu, DNA Kriptografi berhasil menjaga kerahasiaan dan privasi data pasien karena gambar citra medis yang terenkripsi tidak bisa diklasifikasi dan dengan proses dekripsi yang mampu mengembalikan data secara sempurna tanpa memengaruhi kualitas untuk klasifikasi. Kombinasi ViT dan DNA Kriptografi

terbukti efisien, mendukung pengamanan sekaligus analisis citra medis dengan hasil akurat, aman, dan proses yang cepat.

DAFTAR PUSTAKA

- Akkasaligar, P. T., & Biradar, S. (2020). Selective medical image encryption using DNA cryptography. *Information Security Journal*, 29(2), 91–101. <https://doi.org/10.1080/19393555.2020.1718248>
- Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., & Houlsby, N. (2021). an Image Is Worth 16X16 Words: Transformers for Image Recognition At Scale. *ICLR 2021 - 9th International Conference on Learning Representations*.
- El Naqa, I. M., Hu, Q., Chen, W., Li, H., Fuhrman, J. D., Gorre, N., & Giger, M. L. (2021). Lessons learned in transitioning to AI in the medical imaging of COVID-19. *Journal of Medical Imaging*, 8(S1), 12–15. <https://doi.org/10.1117/1.jmi.8.s1.010902>
- Figo, J. A., Yudistira, N., & Widodo, A. W. (2023). Deteksi Covid-19 dari Citra X-ray menggunakan Vision Transformer. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(3), 1116–1125.
- Filipe, L., Peres, R. S., Capucho, C., Ara, S. O., Filipe, L., Peres, R. S., Capucho, C., & Ara, S. O. (2024). *Vision Transformers Supporting the Diagnosis of COVID-19 from Chest X-Rays with Vision Transformers*.
- Hanifudin, R., Rokhmayati, P., & ... (2023). Literatur Riview: Pemanfaatan Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) Untuk Mendeteksi Hasil Ct Scan Paru-Paru Pasien Yang *of Research and ...*, 1(2), 297–302.
- Kemenkes. (2012). Berita Negara Republik Indonesia. *Kementerian Kesehatan Republik Indonesia*, 915, 2.
- Lin L, Hou, H., Lv, W., Tao, Q., Hospital, T., Company, J. T., Ai, T., Hospital, T., Wuhan, T., Hospital, T., Butt, C., Gill, J., Chun, D., Babu, B. A., Zhao, J., Zhang, Y., He, X., & Xie, P. (2020). Artificial Intelligence to Detect COVID-19 and Community-acquired Pneumonia Based on Pulmonary CT: Evaluation of the Diagnostic Accuracy. *Jakarta Radiology. Applied Intelligence*, 2019, 1–5.
- Maqsood, F., Ahmed, M., Mumtaz, M., & Ali, M. (2017). Cryptography: A Comparative Analysis for Modern Techniques. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8(6). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2017.080659>
- M. Mousa, H. (2016). DNA-Genetic Encryption Technique. *International Journal of Computer Network and Information Security*, 8(7), 1–9. <https://doi.org/10.5815/ijcnis.2016.07.01>
- Presiden Republik Indonesia. (2004). UU No. 29 Tahun 2004 Tentang Praktik Kedokteran. *Aturan Praktik Kedokteran*, 157–180.
- Republik Indonesia. (2009). UU no. 44 Tahun 2009 Tentang RS. *Undang-Undang Republik Indonesia*, 1, 41.