

Evaluasi Kualitas Citra Ultrasonografi Janin Menggunakan Unsupervised Image-to-Image Translation Networks

Fajar Astuti Hermawati¹, Atikah²

^{1,2} Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya
Jl. Semolowaru No. 45 Surabaya, Indonesia

Corresponding e-mail: atikah180427@gmail.com

Article Information Received: 00-00-2024 Revised: 00-00-2024 Accepted: 00-00-2024

Abstrak

Mengevaluasi dan meningkatkan kualitas citra ultrasonografi (USG) janin menggunakan metode Unsupervised Image-to-Image Translation Networks. Citra USG janin seringkali dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti posisi janin, kualitas alat USG, dan kondisi ibu hamil, yang dapat mengurangi kejelasan dan kualitas visual citra. Dengan memanfaatkan teknik jaringan saraf tiruan tanpa pengawasan (unsupervised), penelitian ini mengembangkan model yang dapat memperbaiki kualitas citra USG secara otomatis. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan citra asli dan citra hasil perbaikan menggunakan beberapa matriks kualitas citra. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa hasil evaluasi nilai rata-rata parameter 26 nilai RMSE sebesar 3.0981, PSNR sebesar 175.9845, MSIIIM sebesar 3.2596, dan Pratt's FoM sebesar 17.7020. Pada parameter 100 nilai MSE sebesar 3.3525, PSNR sebesar 182.7120, MSIIIM sebesar 2.6324, Pratt's FoM sebesar 14.4750. Pada parameter 1000 nilai MSE sebesar 3.7934, PSNR sebesar 194.7129, MSIIIM sebesar 2.3793, Pratt's FoM sebesar 15.2735. Pada parameter 2000 nilai MSE sebesar 3.3340, PSNR sebesar 182.5528, MSIIIM sebesar 2.9083, Pratt's FoM sebesar 18.0965. Pada parameter 5000 nilai MSE sebesar 37.8247, PSNR sebesar 78.8577, MSIIIM sebesar 11.8768, Pratt's FoM sebesar 6.3830.

Kata Kunci: Citra Ultrasonografi, Unsupervised Image-to-Image Translation Network, Evaluasi Citra

Abstract

Evaluate and improve the quality of fetal ultrasound (USG) images using the Unsupervised Image-to-Image Translation Networks method. The ultrasound image of the fetus is determined by various factors such as the position of the fetus, the quality of the ultrasound equipment, and the condition of the pregnant woman, which can reduce the brightness and visual quality of the image. By utilizing unsupervised artificial neural network techniques, this research develops a model that can improve the quality of ultrasound images automatically. Evaluation is carried out by comparing the original image and the repaired image using several image quality metrics. The results of this research show that the evaluation results of the average value of the 26 parameters are RMSE value of 3.0981, PSNR of 175.9845, MSIIIM of 3.2596, and Pratt's FoM of 17.7020. In parameter 100, the MSE value is 3.3525, PSNR is 182.7120, MSIIIM is 2.6324, Pratt's FoM is 14.4750. In the 1000 parameter, the MSE value is 3.7934, PSNR is 194.7129, MSIIIM is 2.3793, Pratt's FoM is 15.2735. In the 2000 parameters, the MSE value is 3.3340, PSNR is 182.5528, MSIIIM is 2.9083, Pratt's FoM is 18.0965. In the 5000 parameter, the MSE value is 37.8247, PSNR is 78.8577, MSIIIM is 11.8768, Pratt's FoM is 6.3830.

Keywords: Ultrasound Image, Unsupervised Image-to-Image Translation Network, Evaluation Image

1. Pendahuluan

USG janin adalah pemeriksaan penting untuk mengevaluasi pertumbuhan dan kesehatan janin dan ibu. USG janin merupakan alat diagnostik penting yang digunakan untuk memeriksa pertumbuhan janin dan mendeteksi

kelainan selama kehamilan. USG janin melibatkan pengukuran Head Circumference (HC), Biparietal Diameter (BPD), Abdominal Circumference (AC), dan Femur Length (FL) [1]. Pengukuran biometrik janin yang akurat digunakan untuk



memperkirakan usia kehamilan, memantau pertumbuhan dan berat janin[2].

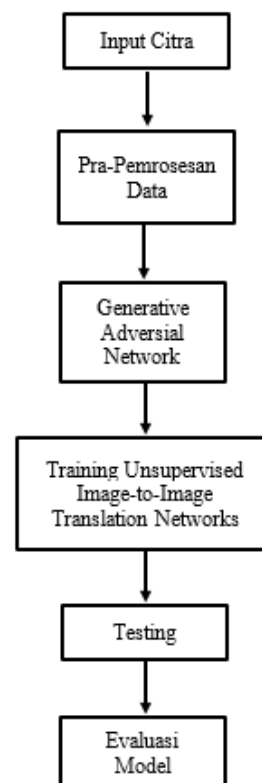
Noise reduction merupakan proses untuk mengurangi noise pada citra yang dapat mengaburkan citra. Reduksi noise digunakan untuk meningkatkan kualitas citra dengan mempertahankan tepi pada citra. Reduksi noise khususnya speckle noise merupakan pola bintik-bintik yang dapat mengganggu analisis lebih lanjut pada citra ultrasonografi. Oleh karena itu, berbagai metode reduksi noise diterapkan untuk meningkatkan akurasi citra yang lebih akurat. Metode ini menggunakan bilateral filter dan pengolahan citra yang menggabungkan filter spasial dan filter intensitas untuk mengurangi noise dengan mempertahankan detail tepi pada citra. Filter ini dapat mengatasi noise tanpa mengaburkan tepi pada citra. Bilateral filter dapat mempertahankan tepi citra yang lebih detail. Hal ini terjadi karena bobot dalam bilateral filter memberikan prioritas yang lebih pada piksel yang memiliki intensitas yang hampir sama [3].

Image Quality Assessment (IQA) adalah proses yang diperlukan untuk mengukur kualitas gambar secara objektif yang bertujuan untuk mengukur gambar yang dipengaruhi oleh ketajaman, kontras, dan pencahayaan pada gambar dengan meniru manusia yang secara otomatis[Zhao]. Image Quality Assessment dibagi menjadi tiga kategori yaitu Full Reference IQA (FR-IQA), Reduced Reference IQA (RR-IQA), dan No Reference IQA (NRIQA). IQA telah dikembangkan untuk gambar alami dan fokus pada kejernihan gambar dan penghilangan noise[4].

Perolehan USG janin yang berkualitas tinggi sangatlah penting untuk memastikan kondisi kehamilan ibu. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan evaluasi kualitas citra pada USG janin untuk meningkatkan kualitas citra pada USG janin dengan menggunakan metode Unsupervised Image-to-Image Translation Networks.

2. Metode Penelitian

Tahapan penelitian pada penelitian ini ditunjukkan pada diagram Gambar 1. Tahapan yang akan dilakukan yaitu dimulai dari pra-emrosesan data. Selanjutnya membuat network GAN untuk mentraining data UNIT, setelah itu proses training UNIT. Kemudian proses testing dan evaluasi citra.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pra-Pemrosesan Data

Proses Pra Pemrosesan data melibatkan beberapa langkah yaitu pengumpulan data, pembuatan 'imageDataStore', dan pratinjau data. Langkah-langkah ini dapat memastikan bahwa data siap untuk pelatihan dan pengujian model dengan konsistensi dan variasi yang memadai. Pada tahap pertama dataset dikumpulkan dalam satu folder menjadi dua set gambar yaitu gambar asli dan gambar yang telah ditingkatkan. Data ini berasal dari dua kategori yaitu cross section untuk training dan abdominal untuk testing. Selanjutnya pratinjauan dataset dari setiap data store yang dilakukan untuk memastikan citra yang telah dimuat sudah benar.

Proses selanjutnya yaitu mengaugmentasi dataset. Pada tahapan ini program mempersiapkan dataset untuk training model dengan melakukan preprocessing, dengan mengubah ukuran input citra menjadi 256x256 piksel. Kemudian menetapkan fungsi khusus untuk pembacaan citra dan memproses gambar dari datastore, fungsi ini akan dipanggil setiap kali citra diakses dari datastore. Kemudian augmentasi dataset dengan membuat objek yang akan melakukan augmentasi citra horizontal acak dan skala acak antara 0.5 hingga 2 kali ukuran asli. Setelah itu, mengatur data dalam mini-batch

selama pelatihan untuk memastikan efisiensi selama training yang memungkinkan pemrosesan di latar belakang jika menggunakan GPU. Proses ini memastikan bahwa data yang digunakan untuk training adalah berkualitas tinggi dan siap untuk digunakan dalam proses training. Kemudian proses yang terakhir yaitu membuat network Generative Adversarial Network (GAN).

2.2 Tahap Training

Pada tahapan training yaitu proses training UNIT untuk function menghilangkan gradien dan kerugian untuk diskriminator dan generator tujuan dari generator ini adalah untuk menghasilkan gambar translation yang diklasifikasikan oleh diskriminator sebagai nyata. Pada tahap training merupakan pelatihan model GAN yang terdiri dari generator dan dua discriminator yaitu discriminator low dose dan discriminator high dose. Proses training melibatkan perhitungan gradien dan loss, pembaruan parameter, kemudian hasil training divisualisasikan secara berkali dan model training disimpan setelah training selesai.

2.3 Tahap Testing

Pada tahap testing yaitu proses model gradient function sebagai function untuk membantu model gradient discriminator dan mode gradien generator menghitung gradien dan kerugian untuk diskriminator dan generator. Pada tahap testing bertujuan untuk menguji dan memverifikasi kualitas gambar high-dose yang dihasilkan oleh jaringan neural dengan membandingkannya dengan gambar ground truth. Ini membantu mengevaluasi seberapa baik model telah belajar mengonversi gambar low-dose menjadi gambar high-dose. Proses pertama pada tahap testing yaitu membaca dan menampilkan citra low dose dari file yang dipilih. Kemudian menampilkan citra low dose yang dibaca dalam jendela figure. Dengan mengonversi gambar low dose ke tipe data single-precision floating-point untuk persiapan normalisasi untuk menormalisasikan nilai piksel citra.

Selanjutnya mengonversi gambar yang sudah dinormalisasi menjadi deep learning array dengan dimensi SSCB (Spatial, Spatial, Channel, Batch) yang diperlukan untuk input jaringan neural. Menghasilkan gambar high dose menggunakan generator terlatih dengan menggunakan fungsi 'unitPredict' dengan jaringan generator untuk menghasilkan gambar high-dose dari gambar low dose. Yang terakhir menampilkan gambar ground truth high dose dengan membaca citra ground truth high dose dari file yang dipilih dan menyimpannya.

2.4 Tahap Evaluasi Citra

Pada tahap evaluasi citra, ini bertujuan untuk mengkonversi citra high dose yang dihasilkan ke grayscale dan memastikan ukurannya sesuai dengan citra ground truth. Kemudian menghitung matrik kualitas gambar seperti MSE, PSNR, MSIM dan Pratt's Figure of Merit untuk mengevaluasi kesamaan antara gambar yang dihasilkan dan gambar ground truth. Hasil evaluasi ini memberikan gambaran seberapa baik gambar yang dihasilkan pada gambar ground truth. Proses pertama pranormalisasi dan penyesuaian ukuran gambar dengan mengonversi citra high dose yang dihasilkan menjadi grayscale apabila belum grayscale. Kemudian menghitung matrik kualitas citra dengan menghitung Mean Squared Error (MSE) antara citra ground truth dan citra asli, menghitung Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) antara citra ground truth dan citra yang dihasilkan, dan menghitung Mean Structural Similarity Index (SSIM) antara citra ground truth dan citra yang dihasilkan.

MSE digunakan untuk mengukur perbedaan antar citra asli dan citra hasil pengolahan. Nilai MSE yang lebih kecil menunjukkan kualitas citra yang lebih baik. Persamaan yang digunakan untuk menghitung parameter MSE sebagai berikut :

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (g(x,y) - f(x,y))^2 \quad (1)$$

PSNR untuk mengukur perbandingan antara citra asli dan citra yang bernoise untuk mereduksi citra yang bernoise. Nilai PSNR yang lebih tinggi menunjukkan kualitas citra yang lebih baik. Persamaan yang digunakan untuk menghitung PSNR sebagai berikut :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\max^2}{MSE} \right) \quad (2)$$

SSIM merupakan matrik yang digunakan untuk mengukur kesamaan antara dua citra. SSIM untuk meningkatkan metode MSE dan PSNR. Persamaan yang digunakan untuk menghitung SSIM sebagai berikut :

$$SSIM(x,y) = [l(x,y)]^\alpha \cdot [c(x,y)]^\beta \cdot [s(x,y)]^\gamma \quad (3)$$

FoM Merupakan matrik yang digunakan untuk mengevaluasi nilai akurasi deteksi tepi pengolahan citra. Dengan mempertimbangkan jarak antara tepi yang terdeteksi dari tepi yang sebenarnya. Berikut adalah persamaan Pratt's FoM :

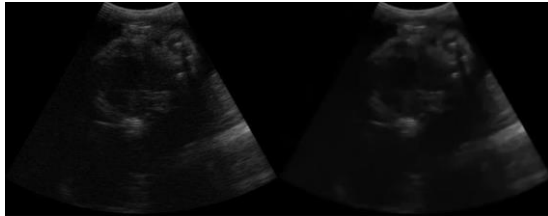
$$F = \frac{1}{(N,Nd)} \sum_{i=1}^N \frac{1}{1+a_i^2} \quad (4)$$

3. Results and Discussion

3.1 Tahap Pra-Pemrosesan Data

Tahap Pra Pemrosesan data melibatkan beberapa langkah yaitu pengumpulan data, pembuatan 'imageDataStore', dan pratinjau data. Langkah-langkah ini dapat memastikan bahwa data siap untuk pelatihan dan pengujian model

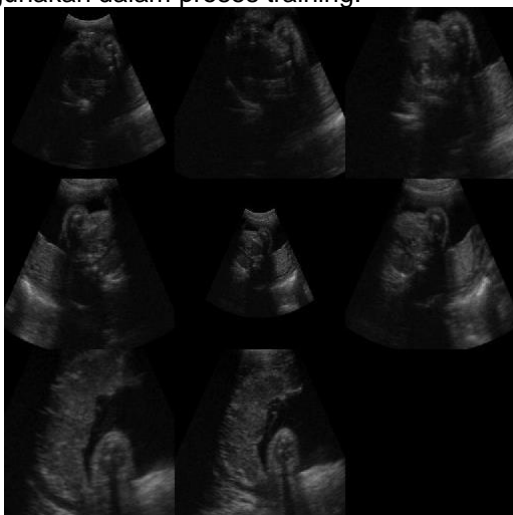
dengan konsistensi dan variasi yang memadai. Pada tahap pertama dataset dikumpulkan dalam satu folder menjadi dua set gambar yaitu gambar asli dan gambar yang telah ditingkatkan. Data ini berasal dari dua kategori yaitu cross section untuk training dan abdominal untuk testing. Selanjutnya pratinjauan dataset dari setiap data store yang dilakukan untuk memastikan citra yang telah dimuat sudah benar. Berikut ini adalah hasil dari preprocessing citra UNIT :



Gambar 1. Hasil create data store UNIT

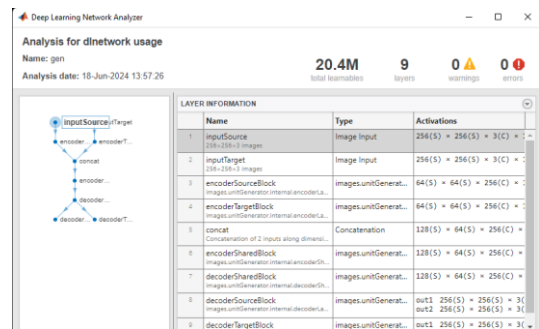
Pada gambar 1 kiri merupakan citra asli dan yang kanan merupakan citra yang sudah ditingkatkan.

Proses selanjutnya yaitu mengaugmentasi dataset. Pada tahapan ini program mempersiapkan dataset untuk training model dengan melakukan preprocessing, dengan mengubah ukuran input citra menjadi 256x256 piksel. Kemudian menetapkan fungsi khusus untuk pembacaan citra dan memproses gambar dari datastore, fungsi ini akan dipanggil setiap kali citra diakses dari datastore. Kemudian augmentasi dataset dengan membuat objek yang akan melakukan augmentasi citra horizontal acak dan skala acak antara 0.5 hingga 2 kali ukuran asli. Setelah itu, mengatur data dalam mini-batch selama pelatihan untuk memastikan efisiensi selama training yang memungkinkan pemrosesan di latar belakang jika menggunakan GPU. Proses ini memastikan bahwa data yang digunakan untuk training adalah berkualitas tinggi dan siap untuk digunakan dalam proses training.

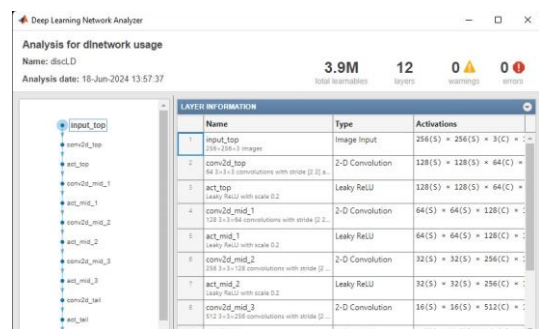


Gambar 2. Hasil preprocess augment data

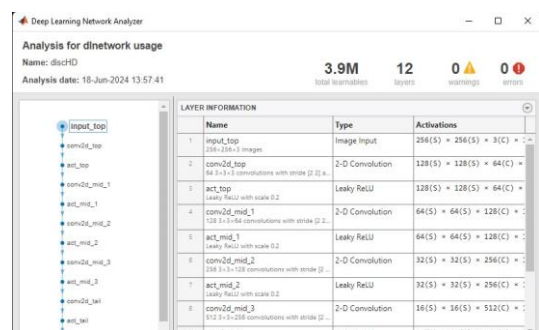
Selanjutnya membuat networks yang terdiri dari jaringan generator dan discriminator. Pada proses membuat jaringan generator menggunakan fungsi 'unitGenerator' dengan parameter input size yang telah didefinisikan pada proses augmentasi. Jaringan generator bertugas untuk menghasilkan citra baru yang menyerupai citra asli berdasarkan data input yang diberikan. Kemudian memvisualisasikan arsitektur jaringan generator dengan menggunakan fungsi analyze network untuk memahami struktur di dalam jaringan generator. Setelah itu membuat dua jaringan discriminator yang bertugas untuk membedakan antara citra asli dan citra yang dihasilkan oleh generator. Kemudian memvisualisasikan arsitektur kedua jaringan discriminator menggunakan fungsi analyze network. Ini membantu memahami struktur dan lapisan-lapisan yang ada di dalam masing-masing jaringan discriminator.



Gambar 3. Hasil jaringan generator



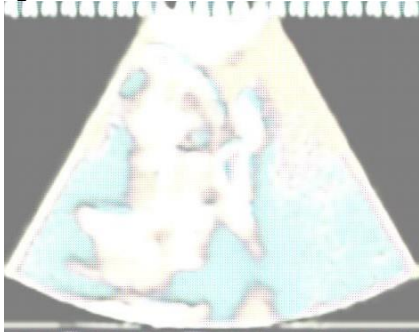
Gambar 4. Hasil jaringan dicriminator low dose



Gambar 5. Hasil jaringan discriminator high dose

3.2 Tahap Training

Pada tahap training ini merupakan pelatihan model GAN yang terdiri dari generator dan dua discriminator yaitu discriminator low dose dan discriminator high dose. Proses training pada penelitian ini dilakukan 5 kali proses training dengan epoch 26, 100, 1000, 2000, dan 5000 sebagai berikut :



Gambar 6 Hasil training epoch 26

Pada proses training epoch 26 berhenti pada waktu 23 menit 28 detik.



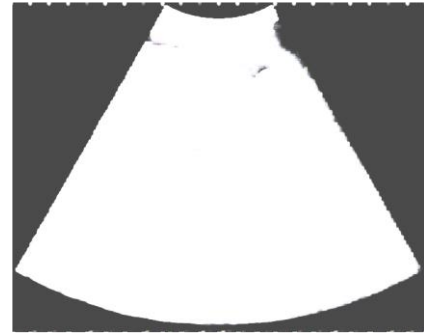
Gambar 7 Hasil training epoch 100

Pada proses training epoch 100 berhenti pada waktu 1 jam 40 menit.



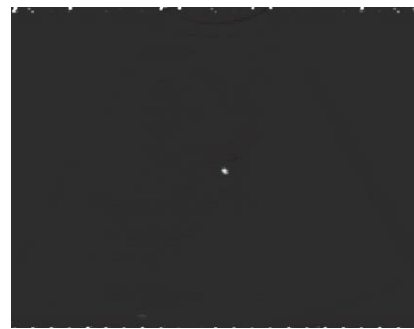
Gambar 8 Hasil training epoch 1000

Pada proses training epoch 1000 berhenti pada waktu 7 jam 50 menit.



Gambar 9. Hasil training epoch 2000

Pada proses training epoch 1000 berhenti pada waktu 16 jam 44 menit.



Gambar 10. Hasil training epoch 5000

Pada proses training epoch 5000 berhenti pada waktu 49 jam 53 menit.





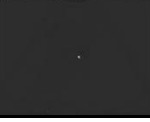

3.3 Tahap Testing

Pada proses testing bertujuan untuk menguji dan memverifikasi kualitas gambar high-dose yang dihasilkan oleh jaringan neural dengan membandingkannya dengan gambar ground truth. Ini membantu mengevaluasi seberapa baik model telah belajar mengonversi gambar low-dose menjadi gambar high-dose. Berikut ini adalah hasil dari testing citra :



Tabel 1. Hasil Training UNIT

Training Ke	Citra Asli	Generated High-dose	Ground Truth High-dose
1			
2			
3			

Tabel 1. Hasil Training (Lanjutan)

Training Ke	Citra Asli	Generated High-dose	Ground Truth High-dose
4			
5			


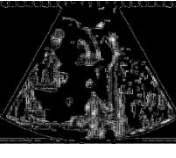



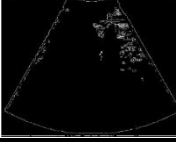


Tabel 3. Hasil Evaluasi Citra (Lanjutan)

Parameter ke	Deteksi Tepi	
	Hasil Deteksi Tepi Citra Asli	Hasil Deteksi Tepi Citra Hasil Generate
5000		

3.4 Tahap Evaluasi Citra

Pada tahap evaluasi citra, ertujuan untuk mengkonversi citra high dose yang dihasilkan ke grayscale dan memastikan ukurannya sesuai dengan citra ground truth dengan menghitung matrik kualitas citra dengan menghitung Mean Squared Error (MSE) antara citra ground truth dan citra yang dihasilkan, menghitung Peak Signal-to-Noise Ratio(PSNR) antara citra ground truth dan citra yang dihasilkan, dan meng hitung Mean Structural Similarity Index (SSIM) antara citra ground truth dan citra yang dihasilkan.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Citra

Parameter ke	Deteksi Tepi	
	Hasil Deteksi Tepi Citra Asli	Hasil Deteksi Tepi Citra Hasil Generate
26		
100		
1000		
2000		

Dari hasil tabel 3 nilai MSE, PSNR, MSIIM, dan Pratt's FoM sebagai berikut :

Tabel 4. Hasil nilai matrik

MSE	PSNR	MSIIM	FoM
3.6638	191.4117	2.5254	8.3698
5.8528	241.9258	0.4912	11.0718
3.9395	198.4808	2.2104	18.7782
3.3376	182.6904	2.9305	21.4221
503.220	22.4108	21.157	10.7555

Pada tabel 4 menunjukkan lima hasil evaluasi citra keenam dengan parameter 26, 100, 1000, 2000, 5000. MSE memberikan ukuran kesalahan rata-rata, yang dimana nilai yang lebih kecil menunjukkan kesalahan yang lebih sedikit. Dari tabel dibawah pada parameter ke 2000 menunjukkan nilai Pratt's FoM yang paling tinggi oleh karena itu, parameter ke 2000 pada dataset pertama dapat dianggap memiliki kualitas citra yang lebih baik karena menunjukkan keseimbangan presisi dalam deteksi tepi jika dibandingkan dengan matrik yang lainnya.

Dari hasil evaluasi Citra yang telah didapatkan sebagai berikut:

Tabel 5. Nilai rata-rata matrik

Parameter	Nilai rata-rata matrik			
	MSE	PSNR	MSIIM	Pratt's FoM
26	3.09 81	175. 9845	3.25 96	17.70 20
100	3.35 25	182. 7120	2.63 24	14.47 50
1000	3.79 34	194. 7129	2.37 93	15.27 35
2000	3.33 40	182. 5528	2.90 83	18.09 65
5000	37.8 247	78.8 577	11.8 768	6.383 0

Pada tabel 5 menunjukkan nilai MSE pada parameter pada 26, 100, 1000, dan 200 yang relatif lebih rendah. Sedangkan pada parameter 5000 menunjukkan nilai yang sangat tinggi. Nilai PSNR pada parameter 5000 menunjukkan nilai yang lebih tinggi dibandingkan parameter yang lainnya. Nilai Pratt's FoM pada parameter 2000 dan 26 menunjukkan nilai yang lebih tinggi dari parameter yang lainnya.

4. Conclusion

Dari hasil evaluasi dari beberapa matrik kualitas citra, dengan menggunakan berbagai parameter yang dinilai dari matrik MSE, PSNR, MSIIM, dan Prtt's FoM. Dari hasil yang didapat, **pada** parameter 26 menunjukkan nilai MSE dan MSIIM terbaik, sedangkan parameter 2000 menunjukkan nilai Pratt's FoM terbaik. Pada hasil evaluasi nilai rata-rata parameter 26 nilai RMSE sebesar 3.0981, PSNR sebesar 175.9845, MSIIM

sebesar 3.2596, dan Pratt's FoM sebesar 17.7020. Pada parameter 100 nilai MSE sebesar 3.3525, PSNR sebesar 182.7120, MSIIM sebesar 2.6324, Pratt's FoM sebesar 14.4750. Pada parameter 1000 nilai MSE sebesar 3.7934, PSNR sebesar 194.7129, MSIIM sebesar 2.3793, Pratt's FoM sebesar 15.2735. Pada parameter 2000 nilai MSE sebesar 3.3340, PSNR sebesar 182.5528, MSIIM sebesar 2.9083, Pratt's FoM sebesar 18.0965. Pada parameter 5000 nilai MSE sebesar 37.8247, PSNR sebesar 78.8577, MSIIM sebesar 11.8768, Pratt's FoM sebesar 6.3830.

Reference

- [1] S. S. Płotka *et al.*, "Deep learning for estimation of fetal weight throughout the pregnancy from fetal abdominal ultrasound," *Am J Obstet Gynecol MFM*, vol. 5, no. 12, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.ajogmf.2023.101182.
- [2] H. Zhao *et al.*, "Memory-based unsupervised video clinical quality assessment with multi-modality data in fetal ultrasound," *Med Image Anal*, vol. 90, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.media.2023.102977.
- [3] F. A. Hermawati, H. Tjandrasa, and N. Suciati, "Hybrid speckle noise reduction method for abdominal circumference segmentation of fetal ultrasound images," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 8, no. 3, pp. 1747–1757, Jun. 2018, doi: 10.11591/IJECE.V8I3.PP1747-1757.
- [4] X. Wang *et al.*, "Robust Unsupervised Video Anomaly Detection by Multi-Path Frame Prediction," Nov. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2011.02763>