

Analisis Karakteristik Citra Hasil AI Generatif Berdasarkan Frekuensi dan Tekstur

Ahmad Farid Mudrika - 13522008¹

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia

¹faridm0741@gmail.com

Abstrak— Tersebar-luasnya citra sintetis yang dihasilkan oleh model *Deep Generative* (Stable Diffusion, Midjourney, dan DALL-E) telah mengaburkan batas antara kreasi manusia dan sintesis mesin. Tantangan forensik saat ini tidak lagi terbatas pada membedakan foto asli dari *deepfake* fotorealistik, tetapi juga membedakan karya seni buatan manusia (*human artwork*) dari imitasi Intelegensi Artifisial. Makalah ini menyajikan analisis kuantitatif karakteristik sinyal pada dataset *cashbowman/ai-generated-images-vs-real-images*, yang merepresentasikan kelas "Real" sebagai gabungan antara fotografi optik dan karya seni manusia, serta kelas "AI" sebagai citra sintetis.

Kata Kunci— Citra, Citra AI Generatif, Domain Frekuensi, Tekstur.

I. PENGENALAN

Perkembangan *Generative Artificial Intelligence* (AI) telah mengubah cara konten visual diproduksi dan dikonsumsi. Model generatif modern mampu menciptakan citra dengan tingkat realisme yang tinggi, mulai dari lanskap fotorealistik hingga karya seni dengan gaya tertentu, hanya dalam hitungan detik. Kepopuleran kemampuan ini membawa implikasi luas dalam berbagai domain, termasuk jurnalisme, keamanan digital, dan pelestarian nilai seni manusia. Seiring meningkatnya kualitas citra sintetis, batas antara karya visual buatan manusia dan hasil generasi AI menjadi semakin kabur, sehingga menimbulkan tantangan serius dalam verifikasi keaslian dan atribusi hak cipta.

Model generatif terkini, khususnya Diffusion Probabilistic Models (DPM), membentuk citra dengan membalikkan proses penambahan noise secara bertahap. Meskipun pendekatan ini berhasil mereproduksi struktur global dengan presisi tinggi, berbagai studi menunjukkan adanya *spectral bias*, yaitu ketika jaringan saraf cenderung memprioritaskan komponen frekuensi rendah dan kesulitan mempertahankan energi frekuensi tinggi yang merepresentasikan detail halus dan tekstur alami. Fenomena ini menimbulkan pertanyaan penting mengenai keberlanjutan karakteristik spektral sebagai indikator pembeda, terutama ketika citra "Real" sendiri memiliki variasi spektral yang luas akibat perbedaan medium dan gaya artistik.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini mengeksplorasi analisis domain frekuensi dan tekstur sebagai pendekatan deteksi yang lebih mendasar dan media-agnostik. Perbedaan distribusi energi spektral serta karakteristik tekstur orde kedua, seperti yang direpresentasikan oleh Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM), dianalisis untuk mengidentifikasi pola "kehalusan artifisial" yang berpotensi menjadi ciri khas citra hasil generatif. Studi ini berupaya memvalidasi hipotesis bahwa kompleksitas dan entropi

frekuensi tinggi yang dihasilkan oleh proses manusia masih sulit direplikasi secara konsisten oleh model generatif AI saat ini.

II. DASAR TEORI

A. Statistik Alami pada Seni dan Fotografi

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa karya seni manusia, mirip dengan pemandangan alam, mematuhi hukum pangkat spektral tertentu ($1/f^\alpha$). Seniman manusia, secara sadar atau tidak, memasukkan variasi tekstur mikro—seperti butiran kanvas, ketidakaturan sapuan kuas, atau noise sensor pada fotografi, yang berkontribusi pada "kekayaan" spektral citra.¹ Sebaliknya, citra AI sering kali dihasilkan melalui proses optimasi fungsi kerugian (*loss function*) yang cenderung merata-ratakan ketidakpastian, menghasilkan tekstur yang secara statistik lebih seragam daripada karya manusia.

B. Artefak Model Generatif

Rahaman et al. (2019) menemukan bahwa Deep Neural Networks (DNN) belajar komponen frekuensi rendah lebih cepat daripada frekuensi tinggi. Pada model difusi, ini bermanifestasi sebagai ketidakmampuan untuk memulihkan spektrum frekuensi tinggi sepenuhnya dari noise, menyebabkan citra tampak tajam secara semantik namun "kopong" dalam detail frekuensi tinggi.

Selain itu, operasi *upsampling* atau *deconvolution* pada *generator* citra AI sering meninggalkan pola periodik (*checkerboard artifacts*) atau anomali pada pita frekuensi tertentu yang tidak ditemukan pada goresan kuas alami atau noise ISO kamera.

III. METODOLOGI

A. Deskripsi Dataset

Data eksperimen diambil dari dataset *cashbowman/ai-generated-images-vs-real-images*. Dataset ini memiliki komposisi kelas sebagai berikut:

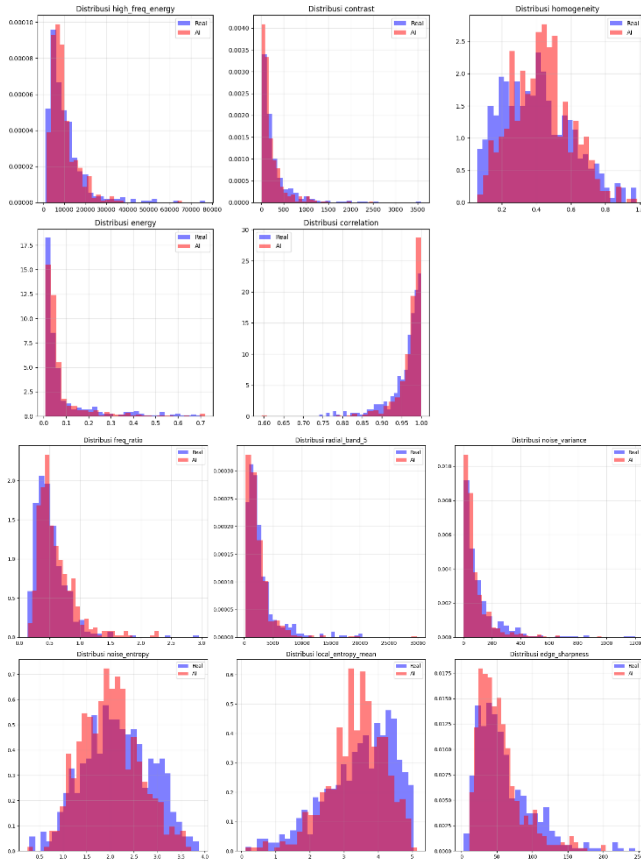
1. Kelas Real: Terdiri dari citra web-scraped yang mencakup fotografi alam, potret manusia, serta karya seni/lukisan dan seni digital buatan manusia. Ini merepresentasikan "kreativitas organik".
2. Kelas AI: Terdiri dari citra yang dihasilkan oleh model seperti Midjourney, Stable Diffusion, dan DALL-E, yang diperintahkan untuk meniru gaya fotografi dan artistik tersebut..

B. Ekstraksi Fitur

Analisis dilakukan pada dua domain utama:

1. Analisis Frekuensi (Fourier Transform): Menghitung distribusi energi pada spektrum daya. Fitur kunci meliputi total energi frekuensi rendah/tinggi dan integrasi energi pada pita radial (radial bands) konsentris. Analisis
2. Tekstur (GLCM): Menggunakan Gray-Level Co-occurrence Matrix untuk mengukur hubungan spasial piksel. Parameter utama meliputi Contrast (variasi lokal), Homogeneity (keseragaman), dan Correlation (ketergantungan linier).

IV. PEMBAHASAN



A. Analisis Domain Frekuensi

Data menunjukkan disparitas energi yang signifikan antara kelas Real dan AI. Hal ini sangat menarik mengingat kelas Real mencakup lukisan, yang secara teori bisa lebih "halus" daripada foto. Namun, data menunjukkan sebaliknya.

TABEL I. PERBANDINGAN ENERGI SPEKTRAL

Metrik	Rata-rata AI	Rata-rata Real	Rasio (Real / AI)
Low Frequency Energy	$7.43 * 10^9$	$1.38 * 10^{10}$	1.86
High Frequency Energy	$1.35 * 10^{10}$	$3.68 * 10^{10}$	2.73

Energi frekuensi tinggi pada citra Real hampir 3 kali lipat lebih besar. Pada foto, ini berasal dari tekstur alami dan noise sensor. Pada karya seni, ini berasal dari mikro-tekstur medium (misal: tekstur kertas, kanvas) dan ketidakaturan sapuan kuas (brushstrokes). Model AI, yang bekerja pada latent space terkompresi, cenderung menghilangkan mikro-tekstur ini saat proses rekonstruksi (decoding), menghasilkan citra yang secara matematis "bersih" namun secara spektral "miskin".

Temuan ini membantah anggapan bahwa lukisan manusia lebih "sederhana" atau "halus" daripada foto di mata komputer. Goresan tangan manusia memiliki variabilitas frekuensi tinggi yang kompleks yang belum bisa disimulasikan sepenuhnya oleh AI.

B. Analisis Tekstur GLCM

Fitur GLCM memperkuat temuan bahwa citra AI secara struktural berbeda dari karya manusia.

TABEL II. FITUR TEKSTUR GLCM

Fitur	AI	Real	Interpretasi
Contrast	213.54	286.03	Karya manusia memiliki variasi intensitas lokal yang tajam.
Homogeneity	0.429	0.399	Citra AI cenderung seragam dan berulang secara lokal.
Correlation	0.970	0.960	Piksel AI sangat bergantung pada tetangganya (interpolasi).

Nilai kontras yang tinggi pada kelas Real (286.03) mencerminkan sifat "ketidaksempurnaan" buatan manusia dan alam. Dalam lukisan, ini bisa berupa batas tegas antar sapuan cat; dalam foto, ini adalah noise dan tekstur permukaan.

Citra AI menunjukkan homogenitas dan korelasi yang lebih tinggi. Ini adalah efek samping dari algoritma konvolusi dan denoising. AI menciptakan transisi gradien yang sangat mulus antar piksel untuk meminimalkan noise. Sebaliknya, karya manusia (bahkan lukisan) sering memiliki transisi yang lebih kasar atau abrupt (misal: teknik impasto atau garis sketsa) yang menurunkan nilai korelasi piksel tetangga.

C. Analisis Noise dan Tepi (Edge)

- Noise Variance: Real (113.29) vs AI (83.80). Varians noise yang tinggi pada kelas Real adalah gabungan dari noise elektronik (pada foto) dan tekstur material (pada seni). AI, yang dihasilkan dari komputasi deterministik

(atau sampling terkontrol), menghasilkan citra yang "terlalu bersih" (unnaturally clean).

- Edge Sharpness: Real (60.30) vs AI (53.53). Meskipun citra AI terlihat tajam di mata, secara matematis tepiannya sering kali merupakan hasil interpolasi gradien (soft edges), berbeda dengan ketajaman tepi fisik atau goresan pena pada data asli.

V. ANALISIS

A. Entropi Frekuensi Tinggi menyatakan *Human Touch*

Hasil penelitian ini menyiratkan bahwa kreativitas manusia memiliki tanda tangan spektral. Ketika manusia melukis, ketidaksempurnaan motorik halus, interaksi fisik alat dengan media, dan keputusan artistik spontan menciptakan pola frekuensi tinggi yang kompleks (entropi tinggi). Sebaliknya, AI yang belajar dari distribusi probabilitas cenderung "membuang" outlier statistik ini, menghasilkan aproksimasi yang lebih halus (mean-seeking behavior).

B. Keterbatasan Model Generatif dalam Meniru Media Seni

Meskipun AI sangat mahir meniru gaya (misal: palet warna Van Gogh atau komposisi Picasso—terlihat dari energi Band 1 yang tinggi), AI gagal meniru teknik pada level mikroskopik. Data GLCM menunjukkan bahwa tekstur sapuan kuas pada AI terlalu repetitif (Homogeneity tinggi) dan kurang kontras lokal dibandingkan aslinya. Ini menunjukkan bahwa dalam forensik seni digital, analisis tekstur dan frekuensi dapat menjadi teknik verifikasi keaslian yang cukup berguna untuk membedakan seni murni vs. seni generatif.

VI. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan:

1. Baik fotografi alam maupun karya seni manusia memiliki energi frekuensi tinggi yang jauh melampaui kemampuan sintesis model AI saat ini. Hal ini menjadikan analisis frekuensi tinggi sebagai metode deteksi yang robust terhadap berbagai jenis media "Real".
2. Tingginya homogenitas dan korelasi piksel pada citra AI adalah indikator kuat dari proses *denoising/upsampling* algoritmik, yang berbeda secara fundamental dari proses pembentukan citra fisik (kamera) maupun mekanis (tangan manusia).
3. Metode deteksi berbasis frekuensi dan tekstur efektif digunakan tidak hanya untuk mendeteksi *deepfake* wajah, tetapi juga untuk memverifikasi keaslian karya seni digital, karena AI belum mampu mereplikasi kompleksitas entropi dari kreasi manual manusia.

VII. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada beberapa pihak atas kontribusi mereka terhadap makalah ini. Pertama-tama, penulis menyampaikan rasa syukur yang mendalam kepada Allah yang telah memberikan petunjuk selama proses belajar dan penulisan. Selain itu, penulis juga mengakui dukungan dan pengajaran yang sangat berharga yang diterima dari dosen Strategi Algoritma IF4073

ITB, Bapak Rinaldi Munir. Pengetahuan dan bimbingannya telah memperkaya pengalaman belajar di kelas secara signifikan. Ucapan terima kasih yang istimewa juga ditujukan kepada keluarga dan teman-teman penulis atas dukungan mereka yang tak tergoyahkan sepanjang semester ini.

PRANALA GITHUB

Kode yang digunakan dan data yang lebih lengkap dapat dilihat di:

https://github.com/frdmmm/pcd_makalah1

DAFTAR PUSTAKA

- [1] <https://arxiv.org/html/2502.15176v2>
- [2] C. Bowman, "AI Generated Images vs Real Images," Kaggle Dataset, 2024.
- [3] J. J. Bird and A. Lotfi, "CIFAKE: Image Classification and Explainable Identification of AI-Generated Synthetic Images," *IEEE Access*, vol. 12, 2024.
- [4] N. Rahaman, D. Arpit, P. Bachman, S. Bengio, dan Y. Bengio, "On the Spectral Bias of Neural Networks," in *Proc. Int. Conf. Machine Learning (ICML)*, 2019.
- [5] T. Karras, S. Laine, M. Aittala, J. Hellsten, J. Lehtinen, dan T. Aila, "Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2020.
- [6] R. Corvi, D. Cozzolino, G. Poggi, dan L. Verdoliva, "On the Detection of Synthetic Images Generated by Diffusion Models," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2023.
- [7] R. M. Haralick, "Statistical and Structural Approaches to Texture," *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 786–804, 1973.
- [8] Z. J. Xu, "Frequency Principle: Fourier Analysis Sheds Light on Deep Neural Networks," *Commun. Comput. Phys.*, vol. 28, no. 5, pp. 1746–1767, 2020.
- [9] D. J. Graham and D. J. Field, "Statistical regularities of art images and natural scenes: Spectra and sparseness," *Visual Neuroscience*, vol. 24, no. 3, pp. 203–214, 2007.

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 24 Desember 2025

A handwritten signature in black ink, appearing to be 'fz' followed by a stylized flourish.

Ahmad Farid Mudrika 13522008