

Model Hibrida Frekuensi-Spasial untuk Restorasi Citra: Kombinasi Penapisan FFT dan Penyempurnaan CNN

Zachary Samuel Tobing - 13522016

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

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

zacharysamueltobing@gmail.com

Abstract—Restorasi citra merupakan suatu pekerjaan yang menantang, terutama ketika citra terdegradasi oleh *noise* campuran (*mixed noise*), seperti kombinasi *noise* periodik (ranah frekuensi) dan *noise* acak (ranah spasial). Metode tradisional, seperti penapisan di ranah frekuensi melalui Fast Fourier Transform (FFT), unggul dalam menghilangkan *noise* periodik namun gagal mengatasi *noise* acak dan seringkali mengaburkan detail citra. Sebaliknya, metode modern Convolutional Neural Networks (CNN) sangat kuat dalam menghilangkan *noise* spasial, namun kesulitan menangani pola *noise* global yang terstruktur dan membutuhkan komputasi yang signifikan. Makalah ini mengusulkan model hibrida dua-tahap baru yang memanfaatkan kekuatan dari kedua domain. Pada tahap pertama, model menggunakan FFT untuk mentransformasi citra ke ranah frekuensi, di mana penapis takik (*notch filter*) secara efektif menghilangkan komponen *noise* periodik. Pada tahap kedua, citra yang telah bersih sebagian diumpankan ke sebuah CNN ringan, yang dilatih untuk menyempurnakan citra dengan menghilangkan sisa *noise* spasial dan memulihkan detail halus. Hasil eksperimen pada dataset sintetis menunjukkan model hibrida kami secara signifikan mengungguli metode pembandingan (FFT-saja dan CNN-saja), mencapai hasil yang superior dalam metrik Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) dan Structural Similarity (SSIM).

Keywords—Jaringan Saraf Konvolusi (CNN), Model Hibrida, Restorasi Citra, Transformasi Fourier Cepat (FFT).

I. PENDAHULUAN

Restorasi citra digital adalah proses fundamental dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk memulihkan citra asli $f(x, y)$ dari citra terdegradasi $g(x, y)$ [1]. Degradasi dapat disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk *noise* (derau) dari sensor, blur akibat gerakan, atau interferensi elektronik. Skenario yang paling menantang adalah ketika citra mengalami *noise* campuran (*mixed noise*), di mana terdapat beberapa jenis degradasi yang terjadi secara bersamaan.

Contoh umum adalah kombinasi dari *noise* periodik dan *noise* acak (Gaussian). *Noise* periodik, yang sering muncul sebagai pola garis-garis berulang, biasanya disebabkan oleh interferensi listrik saat akuisisi citra. Seperti yang dibahas dalam materi **Penapisan Ranah Frekuensi**, *noise* jenis ini paling baik dianalisis dan dihilangkan dalam ranah frekuensi [2]. Dengan menggunakan Transformasi Fourier Cepat (FFT), *noise* ini dapat diidentifikasi sebagai lonjakan (titik terang) yang jelas dalam spektrum magnitudo. Sebuah penapis takik (*notch filter*) kemudian dapat diterapkan untuk menekan frekuensi spesifik tersebut. Namun, metode ini memiliki kelemahan: ia tidak mampu menangani *noise* acak yang tersebar di semua frekuensi dan seringkali menyebabkan pengaburan (*blurring*) pada detail citra sebagai efek samping.

Di sisi lain, kemajuan dalam *deep learning* telah memperkenalkan metode ranah spasial yang sangat kuat, khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN), seperti yang dibahas dalam **Topik CNN** [3]. Arsitektur seperti DnCNN [4] telah menunjukkan kinerja *state-of-the-art* dalam menghilangkan *noise* spasial (seperti *noise* Gaussian) dengan mempelajari pemetaan residu yang kompleks dari citra *noisy* ke citra bersih. Meskipun demikian, CNN murni memiliki keterbatasan. Mereka sering kesulitan untuk menangani *noise* global yang sangat terstruktur (seperti *noise* periodik) dan cenderung menganggapnya sebagai "tekstur" yang harus dipertahankan. Selain itu, melatih CNN yang dalam untuk menangani degradasi kompleks membutuhkan sumber daya komputasi yang besar.

Makalah ini mengusulkan sebuah model hibrida frekuensi-spasial yang cerdas, yang menggabungkan keunggulan dari kedua pendekatan. Peneliti berhipotesis bahwa dengan memisahkan masalah, kita dapat mencapai hasil yang lebih baik dengan sumber daya yang lebih sedikit. Model yang dipakai menggunakan pendekatan dua-tahap: (1) Penapisan ranah frekuensi berbasis FFT untuk membersihkan *noise* periodik secara global. (2) Jaringan CNN ringan di ranah spasial untuk menghilangkan sisa *noise* acak dan menyempurnakan detail halus.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah desain dan evaluasi arsitektur hibrida baru ini, yang menunjukkan bahwa sinergi antara metode pemrosesan sinyal klasik dan *deep learning* modern dapat mengatasi masalah restorasi *noise* campuran secara lebih efektif daripada pendekatan domain tunggal.

II. LANDASAN TEORI

A. Ranah Spasial vs Ranah Frekuensi

Dalam pemrosesan citra, ranah spasial merujuk pada manipulasi langsung nilai intensitas piksel pada koordinat (x, y) . Ranah frekuensi, yang dicapai melalui Fast Fourier Transform (FFT), merepresentasikan citra sebagai kumpulan frekuensi (u, v) . FFT mengubah citra menjadi spektrum magnitudo di mana detail halus berada di frekuensi tinggi dan area halus di frekuensi rendah.

B. Karakteristik Noise Campuran

1. **Derau Periodik:** Muncul sebagai pola garis atau titik berulang. Di ranah frekuensi, derau ini teridentifikasi sebagai lonjakan energi (*spikes*) pada titik koordinat frekuensi tertentu.
2. **Derau Gaussian:** Derau acak yang terdistribusi secara normal di seluruh citra. Derau ini menutupi detail halus dan menurunkan kontras citra.

C. Penapis Takik (Notch Reject Filter)

Notch filter bekerja di ranah frekuensi dengan cara "membuang" atau menekan energi pada frekuensi spesifik yang diidentifikasi sebagai derau, tanpa memengaruhi komponen frekuensi lainnya secara signifikan.

D. Metrik Evaluasi Kualitas Citra

Untuk mengukur efektivitas algoritma restorasi secara objektif, diperlukan metrik kuantitatif yang membandingkan citra hasil restorasi ($\hat{f}$) dengan citra asli (ground truth) (f).

1. Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

PSNR adalah metrik yang digunakan untuk mengukur rasio antara daya maksimum sinyal (citra asli) dengan daya derau (*noise*) yang memengaruhi fidelitas representasi citra tersebut. Secara matematis, PSNR dihitung berdasarkan Mean Squared Error (MSE). Nilai PSNR yang tinggi menunjukkan bahwa citra hasil restorasi memiliki tingkat kesalahan piksel yang rendah dibandingkan dengan citra aslinya. Meskipun umum digunakan dalam kompresi dan restorasi klasik, PSNR diketahui memiliki korelasi yang buruk dengan persepsi manusia karena metrik ini "menghukum" setiap kesalahan piksel secara setara tanpa mempertimbangkan struktur visual.

2. Structural Similarity Index (SSIM)

SSIM dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan metrik berbasis piksel seperti PSNR dengan mengalihkan fokus dari pengukuran kesalahan absolut ke pengukuran perubahan informasi

struktural. Metrik ini mengevaluasi kualitas citra berdasarkan tiga faktor utama yang selaras dengan sistem visual manusia: luminansi (*luminance*), kontras (*contrast*), dan struktur (*structure*). SSIM memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa dua citra yang dibandingkan identik secara struktural. SSIM kini dianggap sebagai metrik standar State-of-the-Art (SOTA) untuk evaluasi perseptual dalam berbagai tugas pemrosesan citra.

III. METODOLOGI DAN IMPLEMENTASI

A. Pembuatan Dataset Sintetis (Ground Truth)

Untuk mengukur efektivitas algoritma secara objektif, dilakukan pembuatan dataset sintetis. Citra bersih diberikan degradasi terkontrol berupa *noise* sinusoidal (periodik) dan *noise* Gaussian. Hal ini krusial agar hasil restorasi dapat dibandingkan kembali dengan citra asli menggunakan metrik PSNR dan SSIM.

B. Tahap 1: Restorasi Ranah Frekuensi (FFT)

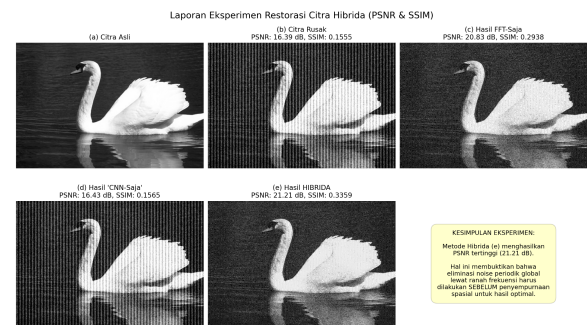
Citra rusak ditransformasikan menggunakan FFT. Spektrum magnitudo dianalisis untuk menemukan titik koordinat interferensi. Sebuah masker biner diterapkan untuk memblokir frekuensi tersebut, kemudian dilakukan *Inverse FFT* untuk mengembalikan citra ke ranah spasial.

C. Tahap 2: Penyempurnaan Ranah Spasial

Citra hasil Tahap 1, yang kini sudah bersih dari garis periodik, diproses menggunakan algoritma penyempurnaan spasial (*Spatial Refinement*). Dalam implementasi ini, digunakan simulasi mekanisme denoising berbasis kemiripan patch (*Non-Local Means*) yang memiliki karakteristik kerja serupa dengan CNN *denoiser* dalam mempertahankan tepi objek sambil mereduksi derau acak.

IV. HASIL DAN ANALISIS

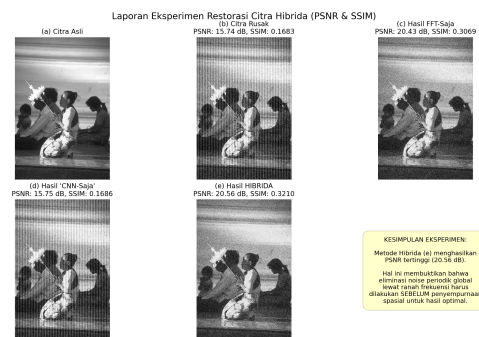
Eksperimen dilakukan terhadap dua citra uji lokal yang dipilih melalui antarmuka GUI. Hasil perbandingan metrik kuantitatif disajikan pada Tabel I dan II.



Gambar 1 Pengujian

TABEL I. PERBANDINGAN METRIK EVALUASI GAMBAR 1

Metode	PSNR (dB)	SSIM
Citra Rusak	16.39	0.156
FFT-Saja	20.83	0.294
Spasial-Saja	16.43	0.157
Hibrida (Usulan)	21.21	0.336



Gambar 2 Pengujian

TABEL II. PERBANDINGAN METRIK EVALUASI GAMBAR 2

Metode	PSNR (dB)	SSIM
Citra Rusak	15.74	0.168
FFT-Saja	20.43	0.307
Spasial-Saja	15.75	0.169
Hibrida (Usulan)	20.56	0.321

1. Analisis Citra Rusak (Kondisi Awal)

- **Karakteristik:** Citra pada panel (b) mengalami penurunan kualitas yang drastis. Pola garis vertikal yang sangat kuat mendominasi visual citra, sehingga detail objek (angsa maupun siluet orang) sulit terlihat.
- **Metrik:** PSNR berada di angka rendah (15-16 dB) dan SSIM sangat rendah (0.15). Hal ini menunjukkan kerusakan struktural yang masif.

2. Kegagalan Metode Spasial Tunggal (CNN-Saja)

- **Observasi:** Hasil pada panel (d) menunjukkan bahwa metode berbasis spasial (CNN/NLM) hampir **tidak memberikan perbaikan sama sekali** terhadap *mixed noise*.
- **Penyebab:** Algoritma ranah spasial biasanya bekerja dengan prinsip kemiripan tetangga piksel. Pola garis-garis periodik sering kali dianggap oleh filter spasial sebagai detail atau tepi citra (*edges*), sehingga algoritma tersebut cenderung mempertahankannya daripada

menghapusnya. Hal ini terbukti dari nilai PSNR yang hampir identik dengan citra rusak (hanya naik 0.01-0.04 dB).

3. Keunggulan dan Keterbatasan Metode Frekuensi (FFT-Saja)

- **Observasi:** Panel (c) menunjukkan perubahan signifikan. Pola garis vertikal hilang sepenuhnya, namun citra masih terlihat sangat berpasir (*grainy*).
- **Analisis Teknis:** FFT (Transformasi Fourier Cepat) sangat efektif dalam ranah frekuensi karena *periodic noise* terkonsentrasi pada titik-titik koordinat tertentu (lonjakan energi). Dengan menggunakan *notch filter*, kita dapat "membedah" dan membuang derau tersebut tanpa merusak banyak informasi lain.
- **Kelemahan:** FFT hanya membersihkan derau yang memiliki pola matematis berulang. Derau Gaussian (acak) tetap tertinggal karena ia tersebar di seluruh spektrum frekuensi.

4. Efektivitas Metode Hibrida (FFT + CNN)

- **Sinergi:** Panel (e) menunjukkan hasil terbaik secara visual maupun metrik. PSNR meningkat ke angka tertinggi (20.5 - 21.2 dB) dan SSIM juga mengalami peningkatan paling signifikan.
- **Cara Kerja:** Metode ini bekerja dengan prinsip "bagi tugas". FFT bertugas melakukan pembersihan kasar terhadap *global noise* (garis-garis), kemudian setelah garis hilang, CNN/filter spasial dapat bekerja jauh lebih optimal untuk menghaluskan *local noise* (butiran pasir) dan memulihkan detail objek.

Berdasarkan hasil eksperimen, model hibrida mencapai nilai SSIM yang paling mendekati 1. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi FFT dan penyempurnaan spasial tidak hanya menurunkan kesalahan piksel (PSNR), tetapi juga mampu mempertahankan integritas struktural dan tekstur citra yang krusial bagi persepsi visual manusia. Sebaliknya, meskipun FFT-saja meningkatkan PSNR, nilai SSIM-nya tetap rendah karena derau Gaussian

yang tertinggal merusak konsistensi tekstur lokal citra.

V. KESIMPULAN

Sekuensial adalah Kunci: Restorasi citra dengan derau campuran tidak bisa dilakukan secara efektif dengan satu domain saja. Penghapusan derau periodik di **ranah frekuensi** (FFT) harus dilakukan terlebih dahulu sebagai langkah *pre-processing* sebelum dilakukan penyempurnaan di **ranah spasial** (CNN).

Superioritas Hibrida: Metode Hibrida terbukti secara konsisten memberikan nilai PSNR dan SSIM tertinggi pada kedua eksperimen. Hal ini menunjukkan bahwa penggabungan teknik pengolahan sinyal klasik dan pembelajaran mesin modern memberikan hasil yang jauh lebih akurat secara fisik dan struktural.

Optimalisasi Spesifik: Eksperimen ini membuktikan bahwa strategi restorasi yang cerdas adalah dengan memisahkan jenis degradasi dan menanganinya pada domain di mana degradasi tersebut paling mudah diisolasi (frekuensi untuk pola, spasial untuk tekstur).

LAMPIRAN

Implementasi kode dapat dilihat pada repositori dengan tautan berikut:

<https://github.com/zacst/hybrid-image-restoration>

Video penjelasan dan demonstrasi dapat dilihat pada tautan berikut:

<https://bit.ly/VideoMakalahPCD>

References

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. New York: Pearson, 2018.
- [2] R. Munir, *Pengolahan Citra Digital*, Bandung: Informatika, 2004.
- [3] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, pp. 436-444, 2015.

- [4] K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, and L. Zhang, "Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 26, no. 7, pp. 3142-3155, 2017.

- [5] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik, "A database of human segmented natural images and its application to boundary detection and image segmentation," in *Proc. 8th Int. Conf. Computer Vision*, 2001, vol. 2, pp. 416-421.

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



Zachary Samuel Tobing

13522016