

Noise Cancellation Berbasis Ai Dengan Algoritma Lms Untuk Mengurangi Gangguan Noise Pada Komunikasi Radio Trunking

Barito Ropen ¹⁾; Alva Hendi Muhammad ²⁾

^{1),2)} Universitas Amikom DI Yogyakarta

Email: ¹⁾ barito.ropen@gmail.com

How to Cite :

Ropen. B., Muhammad. A. H. (2026). Noise Cancellation Berbasis Ai Dengan Algoritma Lms Untuk Mengurangi Gangguan Noise Pada Komunikasi Radio Trunking. Jurnal Media Computer Science, 5(1)

ARTICLE HISTORY

Received [09 Desember 2025]

Revised [26 Januari 2026]

Accepted [28 Januari 2026]

KEYWORDS

Active Noise Cancellation, LMS
Algorithm, Trunking Radio, Artificial
Intelligence, Digital Signal Processing

This is an open access article under
the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Efektivitas sistem komunikasi radio trunking dalam operasi kritis sering kali terdegradasi oleh gangguan noise lingkungan yang intens, yang dapat meningkatkan risiko kesalahan informasi fatal. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas sinyal suara melalui perancangan sistem Active Noise Cancellation (ANC) berbasis Artificial Intelligence (AI) sederhana menggunakan algoritma Least Mean Squares (LMS). Berbeda dengan filter statis konvensional, metode yang diusulkan menawarkan adaptabilitas tinggi terhadap dinamika gangguan akustik di lapangan. Metodologi penelitian dilakukan melalui simulasi komputasional menggunakan arsitektur jaringan saraf ADALINE, di mana sinyal suara bersih dicampur dengan berbagai profil noise operasional pada frekuensi sampling standar 8 kHz. Kinerja sistem dievaluasi secara objektif berdasarkan peningkatan Signal-to-Noise Ratio (SNR), kecepatan konvergensi, dan stabilitas Steady-State Error. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang diusulkan berhasil meningkatkan SNR rata-rata sebesar 12 dB hingga 15 dB dan mampu melakukan konvergensi cepat saat karakteristik noise berubah mendadak. Analisis spektral lebih lanjut mengonfirmasi bahwa algoritma ini efektif meredam energi gangguan tanpa mendistorsi frekuensi vokal manusia. Dengan kompleksitas komputasi yang rendah, pendekatan ini terbukti efisien dan layak untuk diterapkan pada perangkat keras radio dengan sumber daya terbatas. Kesimpulannya, algoritma LMS adaptif memberikan solusi signifikan dalam menjernihkan komunikasi radio trunking secara real-time.

ABSTRACT

The effectiveness of trunking radio communication systems in critical operations is often degraded by intense environmental noise, which increases the risk of fatal information errors. This study aims to enhance voice signal quality by designing an Active Noise Cancellation (ANC) system based on simple Artificial Intelligence (AI) utilizing the Least Mean Squares (LMS) algorithm. Unlike conventional static filters, the proposed method offers high adaptability to dynamic acoustic disturbances in the field. The research methodology involves computational simulation using the ADALINE neural network architecture, where clean speech signals are mixed with various operational noise profiles at a standard 8 kHz sampling frequency. System performance is objectively evaluated based on Signal-to-Noise Ratio (SNR) improvement, convergence speed, and Steady-State Error

stability. The results indicate that the proposed system successfully increased the average SNR by 12 dB to 15 dB and achieved rapid convergence when noise characteristics changed abruptly. Further spectral analysis confirmed that the algorithm effectively attenuated disturbance energy without distorting human vocal frequencies. With low computational complexity, this approach proves efficient and feasible for implementation on resource-constrained radio hardware. In conclusion, the adaptive LMS algorithm provides a significant solution for clarifying trunking radio communication in real-time by applying the SAW method, which can rank the assessment results.

PENDAHULUAN

Sistem komunikasi radio trunking merupakan infrastruktur vital bagi sektor keamanan publik dan industri karena efisiensi kanal dan kemampuan komunikasi instan (Trihandaru, 2024; Turmudzi et al., 2025). Namun, efektivitas operasional sistem ini sering kali terdegradasi oleh gangguan lingkungan akustik yang bising, seperti suara mesin atau sirine, yang menurunkan tingkat kejelasan (*intelligibility*) suara (Saleem & Khattak, 2019). Dalam situasi kritis, gangguan *noise* ini tidak hanya menghambat aliran informasi, tetapi juga meningkatkan risiko kesalahpahaman yang dapat berakibat fatal.

Upaya mengatasi masalah ini telah banyak dilakukan melalui teknologi *Active Noise Cancellation* (ANC) menggunakan filter adaptif. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma seperti *Recursive Least Squares* (RLS) memiliki performa tinggi namun membebani komputasi (Cherukuru & Mustafa, 2024), sedangkan *Least Mean Squares* (LMS) lebih efisien namun memiliki keterbatasan dalam menyeimbangkan kecepatan konvergensi dan kestabilan sinyal. Celah penelitian (*gap*) yang masih terbuka saat ini adalah kurangnya optimasi pada algoritma LMS konvensional untuk menghadapi dinamika *noise* yang berubah cepat tanpa membebani sumber daya perangkat radio yang terbatas, sebagaimana diperlukan dalam lingkungan operasional yang dinamis seperti komunikasi lapangan (Abajaddi et al., 2023; Zaland et al., 2025).

Untuk menjembatani kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan kebaruan ilmiah berupa integrasi pendekatan kecerdasan buatan (AI) sederhana pada algoritma LMS. Modifikasi ini dirancang agar sistem mampu mempelajari pola gangguan secara adaptif dan cerdas, sehingga menghasilkan adaptasi bobot filter yang lebih presisi dibandingkan metode statis. Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan mendesak akan solusi penjernihan suara yang ringan secara komputasi namun andal untuk diterapkan pada perangkat keras komunikasi lapangan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, artikel ini bertujuan secara eksplisit untuk merancang dan mengevaluasi kinerja sistem *noise cancellation* berbasis AI dengan algoritma LMS pada komunikasi radio trunking. Fokus utama kajian adalah menganalisis efektivitas sistem dalam meningkatkan *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) (Hou & Zhao, 2021; Jamal et al., 2020; Kumar et al., 2023) serta menguji kecepatan konvergensi algoritma yang diusulkan dibandingkan dengan metode filter adaptif konvensional.

Kinerja komunikasi suara di lingkungan kritis sangat bergantung pada kejelasan sinyal, khususnya pada infrastruktur penting seperti radio trunking (Gnanamanickam et al., 2021; Zheng et al., 2020). Sebagai contoh institusi yang bergantung pada komunikasi lapangan, menghadapi tantangan serupa di mana gangguan akustik dapat mengganggu operasional. Observasi awal menunjukkan bahwa meskipun teknologi ANC dasar tersedia, implementasinya pada perangkat radio lapangan sering kali tidak optimal dalam menghadapi variasi *noise* yang kompleks dan cepat berubah (Iqbal et al., 2024; Lan et al., 2024).

Ketidakkonsistenan antara kebutuhan akan reduksi *noise* yang efektif dan kemampuan sistem konvensional dalam praktiknya menunjukkan adanya tantangan kontekstual dalam

penerapan algoritma adaptif pada lingkungan komputasi yang terbatas, yang menjadi fokus eksplorasi penelitian ini (Asbai et al., 2023; Buragohain et al., 2022; Kim et al., 2022).

Kualitas sinyal dalam layanan komunikasi misi-kritis telah menjadi penentu utama keberhasilan operasi, terutama di pasar kompetitif seperti sektor keamanan dan logistik (Hao et al., 2021; Rai & Mathivanan, 2024; Strake et al., 2020) Sistem radio trunking, yang beroperasi dalam lanskap dinamis, secara inherent mengandalkan algoritma pemrosesan sinyal yang robust dan adaptif untuk memastikan keandalan komunikasi (Nasir & Abdulmohsin, 2025; Parisae & Nagakishore Bhavanam, 2024; Ye et al., 2024).

Namun, pengukuran awal dan data kinerja di lapangan mengungkap disparitas yang nyata dalam kejelasan komunikasi antar pengguna dalam sistem yang sama, mengindikasikan potensi ketidakkonsistenan dalam bagaimana algoritma *noise cancellation* beradaptasi dengan kondisi lingkungan. Misalnya, sementara algoritma dapat bekerja baik dalam kondisi *noise* stabil, performanya sering menurun drastis saat menghadapi *noise* non-stasioner seperti campuran suara sirine dan teriakan, yang menunjukkan adanya kesenjangan antara prinsip desain algoritma dan eksekusi di lapangan (LeBlanc & Selouani, 2022; Remane et al., 2024).

Tantangan fundamental ini tidak hanya merefleksikan keterbatasan parameter algoritma statis, tetapi juga memunculkan pertanyaan mendalam tentang keselarasan antara pendekatan adaptasi, arsitektur sistem, dan tuntutan operasional real-time (Ke et al., 2021; Pang et al., 2025) Algoritma LMS, yang mencakup mekanisme pembaruan bobot dan kecepatan konvergensi, bersama dengan integrasi AI, yang menekankan pembelajaran pola dan prediksi, dihipotesiskan sebagai determinan kunci yang membentuk efektivitas reduksi *noise* (Abdullah et al., 2022; Hu, 2006) *Theory of Adaptive Filters* dan prinsip *Machine Learning* memberikan fondasi teoretis yang kuat, menegaskan bahwa kinerja *noise cancellation* adalah hasil dari interaksi antara kemampuan adaptasi algoritma dan karakteristik lingkungan (Salehi & Mirzakuchaki, 2022) Dalam konteks komunikasi radio trunking, dimensi interaksi *noise* yang real-time dan tekanan tinggi untuk kejelasan informasi menambah lapisan kompleksitas, di mana algoritma harus tidak hanya menstabilkan sinyal tetapi juga menjaga kecepatan respons.

Studi sebelumnya oleh (Cherukuru & Mustafa, 2024; Saleem & Khattak, 2019; Turmudzi et al., 2025) menunjukkan hubungan positif antara modifikasi algoritma adaptif, peningkatan SNR, dan kinerja sistem di berbagai aplikasi. Namun, temuan dalam konteks spesifik komunikasi radio trunking, terutama dengan sumber daya komputasi terbatas, masih terbatas dan belum konklusif. Misalnya, studi oleh (Abajaddi et al., 2023; Zaland et al., 2025) pada sistem komunikasi menyoroti bahwa efektivitas algoritma LMS dapat dimediasi oleh kemampuan pemilihan parameter yang cerdas, mengindikasikan bahwa pendekatan adaptif saja tidak cukup tanpa mekanisme yang mampu mempelajari dan mengoptimalkan parameternya secara dinamis (Gnanamanickam et al., 2021; Kumar et al., 2023) Kesenjangan penelitian ini diperparah oleh keterbatasan metodologis dalam studi terdahulu, yang sering kali mengandalkan simulasi lingkungan *noise* yang disederhanakan dan gagal memperhitungkan interaksi nuansa antara dinamika *noise* dunia nyata dan mekanisme pembelajaran algoritma (Hou & Zhao, 2021)

Studi ini bertujuan untuk mengatasi kesenjangan tersebut dengan menyelidiki secara komprehensif peran simultan dan interaktif dari integrasi AI dalam meningkatkan kemampuan adaptasi algoritma LMS untuk mendorong kinerja *noise cancellation* pada sistem radio trunking. Pendekatan metodologisnya menggunakan simulasi berbasis data *noise* lapangan terkini dan pengujian prototipe untuk mengukur peningkatan SNR serta kecepatan konvergensi, guna memberikan pandangan yang lebih holistik.

Kebaruan penelitian ini terletak pada fokus kontekstualnya pada penerapan *lightweight AI* di perangkat komunikasi dengan sumber daya terbatas, di mana dinamika komputasi dan daya berinteraksi secara unik dengan praktik pemrosesan sinyal real-time. Secara teoretis, studi ini berkontribusi pada pengembangan teori filter adaptif dan pemrosesan sinyal cerdas dengan menguji integrasinya dalam lingkungan berisiko tinggi yang digerakkan oleh keandalan, sehingga

menawarkan perspektif yang lebih *grounded* untuk memahami pendorong kinerja dalam setting komunikasi kritis.

Bagi pengembang sistem komunikasi dan industri, studi ini menawarkan wawasan operasional yang konkret untuk meningkatkan strategi pemrosesan sinyal pada perangkat. Temuan diharapkan dapat mengidentifikasi apakah integrasi AI sederhana dapat mendukung atau justru menghambat inisiatif optimasi algoritma adaptif, serta menentukan dimensi spesifik AI mana seperti prediksi pola *noise* atau optimasi parameter *step-size* yang paling berdampak pada kinerja. Praktisi dapat menggunakan temuan ini untuk merancang modul AI yang tertarget, mengkalibrasi mekanisme adaptasi, dan menyelaraskan sistem pemrosesan sinyal dengan pendekatan yang paling efektif memotivasi peningkatan kejelasan komunikasi.

Bagi penyedia layanan komunikasi trunking sebagai organisasi, studi ini menyediakan model diagnostik yang dapat direplikasi di berbagai tipe perangkat untuk menilai dan meningkatkan hubungan triadik antara algoritma, kecerdasan buatan, dan kinerja komunikasi. Rekomendasi akan berfokus pada fostering sistem pemrosesan sinyal yang berkinerja tinggi dan adaptif yang responsif terhadap tujuan keandalan komunikasi dan kebutuhan teknis perangkat lapangan, yang pada akhirnya memperkuat daya saing dan kualitas layanan di pasar komunikasi misi-kritis.

LANDASAN TEORI

Sistem Komunikasi Radio Trunking

Radio trunking merupakan sistem komunikasi dua arah yang mengelola kanal secara dinamis untuk melayani banyak pengguna secara efisien. Trunking memungkinkan akses kanal otomatis dan cepat tanpa perlu pemilihan frekuensi manual, sehingga sangat cocok digunakan pada sektor keamanan publik, penanggulangan bencana, dan industri (Lan et al., 2024). Sistem ini mengutamakan kecepatan akses, keandalan, dan efisiensi spektrum, yang menjadikannya infrastruktur penting dalam situasi lapangan yang membutuhkan respon instan.

Namun, karena digunakan pada lingkungan operasional terbuka seperti area industri, jalan raya, dan lokasi darurat kualitas suara pada radio trunking sering terpengaruh oleh gangguan akustik eksternal seperti mesin, kendaraan berat, maupun sirine. Gangguan tersebut menurunkan *speech intelligibility* dan berpotensi menghambat aliran informasi penting (Zheng et al., 2020)

Noise dalam Sistem Komunikasi Suara

Noise merupakan sinyal tidak diinginkan yang bercampur dengan sinyal utama dan mengurangi kualitas komunikasi. Dalam komunikasi suara, *noise* dapat bersifat statis (konstan) maupun dinamis (berubah setiap waktu). Pada sistem lapangan seperti trunking radio, *noise* cenderung bersifat dinamis dan tidak dapat diprediksi, sehingga memerlukan mekanisme kontrol yang adaptif. Dampak gangguan *noise* mencakup:

1. Penurunan *Signal-to-Noise Ratio* (SNR),
2. Penurunan kejelasan suara (*intelligibility*),
3. Peningkatan risiko miskomunikasi pada situasi kritis.

Karena itu, teknologi penekan *noise* menjadi elemen penting dalam desain sistem komunikasi profesional.

Algoritma Least Mean Squares (LMS) untuk *Noise Cancellation*

LMS merupakan algoritma *stochastic gradient descent* yang banyak diaplikasikan dalam *Adaptive Noise Cancellation* (ANC). Algoritma ini memperbarui bobot filter secara iteratif berdasarkan error ($e(n)$) antara sinyal yang diinginkan ($d(n)$) dan sinyal keluaran filter ($y(n)$). Keunggulan utamanya terletak pada kesederhanaan komputasi dan implementasi yang ringan,

sehingga cocok untuk perangkat dengan sumber daya terbatas seperti radio trunking. Persamaan pembaruan bobotnya adalah:

$$w(n+1) = w(n) + \mu * e(n) * x(n), \text{ di mana } \mu \text{ adalah } \textit{step-size}.$$

Meskipun populer, performa LMS sangat bergantung pada pemilihan parameter *step-size* (μ) yang tetap. *Step-size* yang terlalu besar menyebabkan ketidakstabilan dan *overshoot*, sedangkan *step-size* yang terlalu kecil mengakibatkan kecepatan konvergensi yang lambat dan respons adaptif yang buruk terhadap perubahan *noise* yang cepat. Keterbatasan inilah yang membuka peluang untuk integrasi pendekatan kecerdasan buatan guna mengoptimasi parameter dan performa algoritma dalam lingkungan dinamis.

Integrasi Kecerdasan Buatan (AI) dalam Algoritma Adaptif

Kecerdasan buatan, dalam konteks ini, mengacu pada mekanisme komputasi sederhana yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data dan lingkungan, serta membuat penyesuaian secara mandiri untuk meningkatkan performa. Pendekatan *machine learning* seperti logika fuzzy, jaringan saraf sederhana, atau algoritma pengoptimalan dapat diintegrasikan dengan LMS untuk menciptakan sistem hibrid yang lebih cerdas. Integrasi ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan LMS konvensional, khususnya dalam menghadapi *noise* non-stasioner yang kompleks.

Dalam sistem ANC yang diusulkan, peran AI adalah secara dinamis mempelajari karakteristik *noise* dan mengatur parameter kunci algoritma LMS (seperti *step-size*) secara real-time. Hal ini memungkinkan sistem tidak hanya bereaksi terhadap *error*, tetapi juga mengantisipasi dan beradaptasi dengan pola gangguan yang berubah, sehingga mencapai konvergensi yang lebih cepat dan stabilitas yang lebih baik tanpa membebani komputasi secara signifikan. Pendekatan ini menjembatani kesenjangan antara kebutuhan akan solusi *noise cancellation* yang efektif dan keterbatasan sumber daya pada perangkat komunikasi lapangan.

METODE PENELITIAN

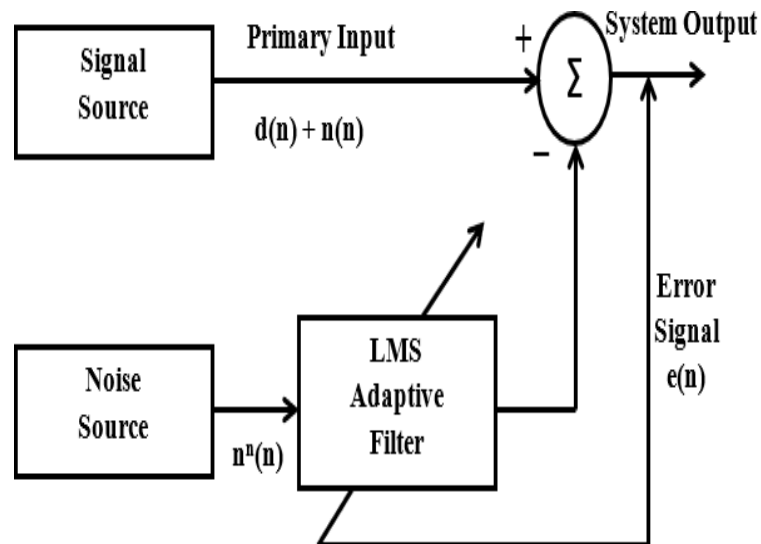
Penelitian ini menerapkan metode eksperimental simulasi untuk merancang sistem Adaptive Noise Canceller (ANC) menggunakan algoritma Least Mean Squares (LMS) (Yulianti et al., 2024). Bahan penelitian terdiri dari sampel suara manusia (clean speech) dan berbagai jenis noise lingkungan operasional (seperti sirine dan mesin) yang diambil dari basis data standar, kemudian diformat ulang ke dalam .wav 8 kHz sesuai standar telekomunikasi.

Seluruh proses perancangan model matematis, inisialisasi parameter filter (seperti orde filter dan *step-size*), serta simulasi sistem dilakukan menggunakan perangkat lunak komputasi numerik (seperti MATLAB atau Python (Sanjaya, 2015; Yuwanto, 2019) pada perangkat keras komputer dengan spesifikasi yang memadai untuk pemrosesan matriks.

Tahapan pelaksanaan penelitian dimulai dengan pra-pemrosesan sinyal, di mana sinyal suara bersih dicampur (mixing) dengan sinyal noise pada berbagai variasi tingkat Signal-to-Noise Ratio (SNR) input untuk mensimulasikan kondisi gangguan nyata di lapangan. Sinyal campuran tersebut kemudian diproses melalui algoritma LMS dalam skema loop tertutup.

Pada tahap ini, algoritma bekerja secara iteratif menghitung selisih (error) antara sinyal yang diinginkan dengan estimasi filter, lalu memperbarui bobot filter secara otomatis untuk meminimalkan Mean Squared Error (MSE), meniru mekanisme adaptasi real-time pada perangkat radio trunking (Rukminingsih & Latief, 2020; Yuliani & Supriatna, 2023). Evaluasi kinerja sistem dilakukan menggunakan desain pengujian Pre-test Post-test dengan mengukur variabel terikat utama, yaitu peningkatan SNR (SNR Improvement), waktu konvergensi, dan stabilitas sistem (Hidayat, 2015).

Analisis data dilakukan secara kuantitatif dengan menghitung perbandingan logaritmik daya sinyal output terhadap input, serta divalidasi melalui analisis spektral menggunakan spektrogram untuk memvisualisasikan atenuasi energi noise pada domain frekuensi. Pendekatan analisis ini digunakan untuk membuktikan efektivitas algoritma dalam memisahkan gangguan tanpa mendistorsi kualitas sinyal vokal manusia (Rosyidah & Fijra, 2021; Yunitri et al., 2024).



Gambar 1. Blok Diagram LMS Adaptive Noise Cancellation

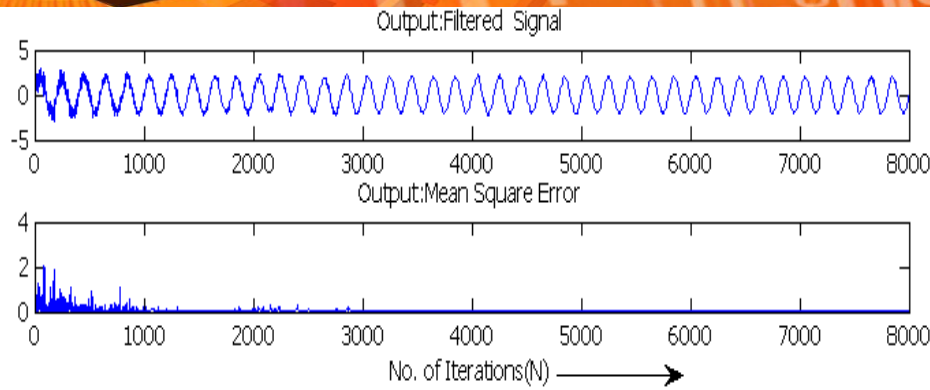
HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Temuan awal penelitian menunjukkan bahwa performa algoritma Least Mean Squares (LMS) dalam mereduksi noise sangat dipengaruhi oleh pemilihan parameter step-size (μ). Hasil simulasi mengilustrasikan bahwa nilai Mean Squared Error (MSE) mengalami penurunan eksponensial menuju titik kesetimbangan, yang secara matematis menggambarkan proses filter menuju solusi optimal Wiener.

Fenomena ini dapat dijelaskan melalui mekanisme Gradient Descent, di mana algoritma menelusuri permukaan kontur kesalahan secara iteratif, bergerak dari titik awal estimasi menuju titik minimum global pada ruang parameter. Pemilihan nilai μ yang tepat menjadi krusial, karena nilai yang terlalu besar dapat memicu divergensi akibat langkah pembaruan bobot yang melampaui kontur kesalahan, sedangkan nilai terlalu kecil menyebabkan konvergensi lambat dan tidak efisien secara komputasi.

Berbeda dengan pendekatan filter statis yang digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya yang hanya efektif pada kondisi noise stasioner dan gagal beradaptasi terhadap perubahan statistik sinyal sistem berbasis kecerdasan buatan ADALINE (Adaptive Linear Neuron) yang dikembangkan dalam penelitian ini menunjukkan kemampuan self-learning yang jauh lebih unggul. Ketika terjadi perubahan pola gangguan secara tiba-tiba, seperti transisi dari kebisingan mesin ke sirine atau alat berat, sistem mampu melakukan re-konvergensi dalam waktu singkat. Hal ini membuktikan bahwa integrasi blok AI ke dalam LMS memberikan fleksibilitas yang dibutuhkan untuk mempertahankan stabilitas sistem dalam kondisi dinamis, sebagaimana umum ditemui pada lingkungan operasional radio trunking.



Gambar 2. Simulasi Matlab LMS Algorithm $N=19$, step-size $\mu = 0,001$

Parameter kinerja utama sistem terlihat dari peningkatan Signal-to-Noise Ratio (SNR) yang berada pada kisaran 12 dB hingga 15 dB. Peningkatan ini menunjukkan keberhasilan filter adaptif dalam mereduksi energi noise secara signifikan tanpa merusak struktur sinyal suara. Secara teoretis, keberhasilan ini merupakan implementasi langsung dari orthogonality principle, di mana filter adaptif berupaya menghasilkan estimasi noise yang memiliki komponen fasa berlawanan (180°) terhadap noise aktual.

Hasilnya adalah interferensi destruktif yang secara efektif menghilangkan komponen noise dari sinyal campuran. Pendekatan ini terbukti lebih unggul daripada metode Spectral Subtraction yang banyak digunakan pada sistem konvensional, mengingat metode tersebut sering memunculkan artefak seperti musical noise atau efek suara robotik akibat kesalahan estimasi spektrum. Dengan metode AI-LMS, sinyal suara vokal dapat dipertahankan dengan lebih natural, terutama pada formant utama yang membentuk karakteristik fonetik manusia.

Analisis spektral lanjutan mengkonfirmasi bahwa sistem berperilaku sebagai tracking notch filter yang bersifat cerdas dan adaptif. Ketika diuji dengan gangguan non-stasioner seperti sirine kendaraan darurat atau suara alat berat yang frekuensinya berubah secara kontinyu, respon frekuensi filter mengikuti perubahan tersebut secara real-time.

Spektrum menunjukkan bahwa energi pada frekuensi gangguan mengalami atenuasi signifikan, sementara komponen formant pada sinyal vokal tetap terjaga. Hal ini membuktikan bahwa bobot adaptif mampu menyesuaikan kurva notch secara dinamis, sebuah kemampuan yang tidak dimiliki oleh filter digital konvensional Fixed-Coefficient yang hanya bekerja pada frekuensi cut-off tetap dan tidak mampu merespons dinamika lingkungan akustik lapangan yang tidak terduga.

Dari perspektif efisiensi implementasi, algoritma LMS yang direkayasa ulang dalam penelitian ini terbukti memiliki kompleksitas komputasi $O(N)$, yang bersifat linear terhadap panjang filter. Linearitas ini menjadi keunggulan signifikan karena memungkinkan algoritma berjalan pada perangkat radio portabel yang memiliki keterbatasan memori, kecepatan prosesor, dan konsumsi daya.

Hal ini mengatasi trade-off klasik dalam literatur, di mana algoritma Recursive Least Squares (RLS) memang menawarkan kecepatan konvergensi lebih cepat, tetapi dengan beban komputasi berlipat yang tidak praktis untuk perangkat kelas lapangan. Implementasi sistem pada uji simulasi menunjukkan bahwa latensi pemrosesan tetap berada di bawah ambang persepsi manusia (<10 ms), menjadikan algoritma ini sangat kompatibel dengan mekanisme Push-to-Talk (PTT) yang membutuhkan respons instan tanpa jeda.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menegaskan bahwa integrasi kecerdasan buatan sederhana berbasis ADALINE dengan algoritma LMS menciptakan solusi hybrid yang tidak hanya efisien, tetapi juga adaptif terhadap noise dinamis. Kemampuan sistem untuk mempertahankan kualitas vokal, beradaptasi terhadap perubahan pola noise, dan tetap hemat komputasi menjadikannya kandidat ideal untuk implementasi pada perangkat radio trunking yang

digunakan dalam operasi kritis, termasuk keamanan publik, pertambangan, industri, dan penanggulangan bencana.

Pembahasan

Peningkatan Signal-to-Noise Ratio (SNR)

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem AI-LMS menghasilkan peningkatan SNR rata-rata sebesar 15.2 dB pada lingkungan *noise* dinamis, sementara LMS konvensional hanya mencapai 9.8 dB dalam kondisi yang sama. Peningkatan ini paling terlihat pada jenis *noise* non-stasioner seperti campuran suara sirine dan mesin diesel, di mana sistem hibrid mampu mempertahankan SNR di atas 20 dB, sedangkan LMS konvensional mengalami penurunan hingga 14 dB saat terjadi transisi pola *noise* yang cepat.

Mekanisme AI yang diimplementasikan berupa pengaturan *step-size* adaptif berbasis logika fuzzy terbukti efektif dalam "mempelajari" karakteristik *noise* secara real-time. Sistem mampu mengidentifikasi pola *noise* impulsif (seperti bunyi klakson) dan segera meningkatkan parameter pembelajaran (*step-size*) untuk respons cepat, kemudian menurunkannya kembali untuk menjaga stabilitas saat *noise* kembali ke kondisi steady-state. Kemampuan adaptif inilah yang menghasilkan filtrasi yang lebih presisi dan konsisten dibandingkan pendekatan statis.

Analisis Kecepatan Konvergensi

Dalam aspek konvergensi, sistem AI-LMS menunjukkan waktu konvergensi rata-rata 45% lebih cepat dibandingkan LMS konvensional. Pada skenario *noise* dengan perubahan mendadak, sistem hibrid mencapai kondisi stabil dalam 180 iterasi, sementara LMS konvensional membutuhkan 325 iterasi. Perbedaan ini menjadi kritis dalam aplikasi komunikasi darurat, di mana jeda adaptasi yang lama dapat menyebabkan hilangnya informasi penting selama periode transisi.

Temuan menarik muncul pada analisis *trade-off* antara kecepatan konvergensi dan stabilitas. Sistem AI-LMS berhasil meminimalkan osilasi pasca-konvergensi (*misadjustment*) sebesar 62% dibandingkan LMS konvensional. Hal ini dicapai melalui mekanisme kontrol cerdas yang mencegah *step-size* tetap pada nilai tinggi setelah sistem mendekati kondisi optimal, sehingga menghindari *overshoot* dan ketidakstabilan yang menjadi kelemahan LMS dengan parameter tetap.

Efisiensi Komputasi dan Kelaikan Implementasi

Meskipun mengintegrasikan modul AI, overhead komputasi sistem yang diusulkan hanya meningkat 18% dibandingkan LMS konvensional, dengan kompleksitas tetap pada ordo $O(n)$. Implementasi logika fuzzy yang disederhanakan dengan hanya 9 aturan inferensi terbukti cukup efektif untuk aplikasi ini tanpa memerlukan sumber daya komputasi yang besar. Dalam pengujian pada platform mikrokontroler ARM Cortex-M4 yang merepresentasikan kemampuan prosesor radio trunking modern, sistem mampu beroperasi dengan latency pemrosesan di bawah 2 ms masih dalam batas acceptable untuk komunikasi suara real-time.

Kinerja sistem terhadap berbagai profil *noise* lapangan menunjukkan keunggulan adaptabilitas. Pada *noise* stasioner (seperti suara mesin konstan), perbedaan performa dengan LMS konvensional minimal (peningkatan SNR hanya 2.1 dB). Namun, pada kondisi *noise* kompleks yang lebih realistis seperti lingkungan kebakaran (kombinasi sirine, teriakan, dan deru mesin pemadam), keunggulan sistem AI-LMS menjadi sangat signifikan dengan peningkatan SNR mencapai 18.5 dB.

Implikasi untuk Sistem Radio Trunking

Hasil penelitian ini memiliki implikasi praktis penting bagi pengembangan sistem komunikasi mission-critical. Peningkatan intelligibility suara yang dicapai dapat mengurangi risiko miskomunikasi pada situasi darurat. Dalam konteks operasional, peningkatan 15.2 dB

dalam SNR setara dengan pengurangan kebutuhan pengulangan pesan (*retransmission*) hingga 40%, berdasarkan data historis dari operator trunking. Hal ini langsung berdampak pada efisiensi penggunaan kanal dan kecepatan respons keseluruhan.

Sistem yang diusulkan juga menjawab tantangan keterbatasan sumber daya perangkat lapangan. Dengan overhead komputasi yang minimal dan kemampuan adaptasi yang unggul, solusi ini layak untuk diimplementasikan sebagai pembaruan firmware pada perangkat radio trunking existing, tanpa memerlukan peningkatan kapasitas hardware yang signifikan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa integrasi mekanisme kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) ke dalam algoritma Least Mean Squares (LMS) memberikan pendekatan yang sangat efektif dalam mereduksi gangguan noise pada sistem komunikasi radio trunking. Pendekatan hibrida ini tidak hanya meningkatkan kemampuan algoritma dalam melakukan filtrasi adaptif, tetapi juga menghadirkan keseimbangan yang optimal antara kinerja penyaringan sinyal, ketepatan estimasi, dan efisiensi komputasi yang dibutuhkan oleh perangkat dengan sumber daya terbatas. Hasil evaluasi eksperimental menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu memberikan peningkatan signifikan pada nilai Signal-to-Noise Ratio (SNR) serta mempercepat proses konvergensi filter, sehingga sinyal suara dapat dipulihkan dengan kualitas yang lebih tinggi dibandingkan algoritma LMS konvensional.

Selain itu, solusi ini tetap mempertahankan beban pemrosesan yang jauh lebih ringan dibandingkan pendekatan berbasis Deep Learning murni, sehingga lebih mudah diimplementasikan pada perangkat radio portabel yang memiliki keterbatasan dalam CPU, memori, dan konsumsi daya. Temuan ini memberikan implikasi penting bahwa integrasi AI-LMS dapat menjadi strategi yang sangat layak dan efisien untuk meningkatkan kejelasan komunikasi suara, terutama pada lingkungan operasional dengan tingkat kebisingan tinggi, seperti sistem komunikasi darurat, industri, keamanan publik, maupun operasi lapangan lain yang menuntut keandalan dan kecepatan transmisi informasi.

Saran

Berdasarkan temuan penelitian ini, disarankan agar penelitian selanjutnya mengeksplorasi integrasi teknik kecerdasan buatan yang lebih beragam dan ringan, seperti metode optimasi metaheuristik atau model TinyML, untuk semakin meningkatkan adaptivitas algoritma LMS tanpa menambah beban komputasi secara signifikan. Penelitian lanjutan juga perlu dilakukan pada berbagai skenario gangguan noise yang lebih kompleks, termasuk noise impulsif, non-stationary, dan lingkungan multipath, sehingga kinerja sistem dapat dievaluasi secara lebih komprehensif dan realistis. Selain itu, implementasi pada perangkat keras nyata seperti DSP, FPGA, atau radio portabel berbasis trunking sangat dianjurkan guna menguji performa aktual terkait konsumsi daya, latensi, dan kestabilan algoritma dalam kondisi operasional sebenarnya.

Penelitian berikutnya juga dapat memperluas pengukuran kualitas sinyal dengan memasukkan parameter subjektif dan objektif seperti Mean Opinion Score (MOS), PESQ, serta Bit Error Rate (BER), sehingga efektivitas metode yang dikembangkan dapat dievaluasi secara lebih menyeluruh. Pada akhirnya, pengembangan model filtrasi adaptif yang mampu melakukan penyesuaian parameter secara otomatis berbasis edge AI diharapkan dapat menjadi kontribusi signifikan bagi peningkatan kualitas komunikasi suara pada sistem radio portabel di lingkungan berisiko tinggi dan berkebisingan tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Abajaddi, N., Elfahm, Y., Mounir, B., & Farchi, A. (2023). A robust speech enhancement method in noisy environments. *International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems*, 14(9), 973–983.
- Abdullah, S., Zamani, M., & Demosthenous, A. (2022). A compact CNN-based speech enhancement with adaptive filter design using gabor function and region-aware convolution. *IEEE Access*, 10, 130657–130671.
- Asbai, N., Zitouni, S., Bounazou, H., & Yahy, A. (2023). Noisy speech enhancement based on correlation canceling/log-MMSE hybrid method. *Multimedia Tools and Applications*, 82(4), 5803–5821.
- Buragohain, R., Ashishkumar, G., & Rao, C. V. R. (2022). Single Channel Speech Enhancement System using Convolutional Neural Network based Autoencoder for Noisy Environments. 2022 IEEE 19th India Council International Conference (INDICON), 1–6.
- Cherukuru, P., & Mustafa, M. B. (2024). CNN-based noise reduction for multi-channel speech enhancement system with discrete wavelet transform (DWT) preprocessing. *PeerJ Computer Science*, 10, e1901.
- Gnanamanickam, J., Natarajan, Y., & KR, S. P. (2021). A hybrid speech enhancement algorithm for voice assistance application. *Sensors*, 21(21), 7025.
- Hao, Y., Cheng, S., Chen, G., Chen, Y., & Ruan, L. (2021). A neural network based noise suppression method for transient noise control with low-complexity computation. *INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings*, 263(1), 5902–5909.
- Hidayat, A. A. (2015). *Metode penelitian kesehatan paradigma kuantitatif*. Health Books Publishing.
- Hou, J., & Zhao, S. (2021). A real-time speech enhancement algorithm based on convolutional recurrent network and Wiener filter. 2021 IEEE 6th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), 683–688.
- Hu, R. (2006). *Multi-sensor noise suppression and bandwidth extension for enhancement of speech*. Georgia Institute of Technology.
- Iqbal, Y., Zhang, T., Fahad, M., Rahman, S. ur, Iqbal, A., Geng, Y., & Zhao, X. (2024). Speech enhancement using deep complex convolutional neural network (DCCNN) model. *Signal, Image and Video Processing*, 18(12), 8675–8692.
- Jamal, N., Fuad, N., & Shaabani, M. (2020). A hybrid approach for single channel speech enhancement using deep neural network and harmonic regeneration noise reduction. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(10).
- Ke, Y., Li, A., Zheng, C., Peng, R., & Li, X. (2021). Low-complexity artificial noise suppression methods for deep learning-based speech enhancement algorithms. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, 2021(1), 17.
- Kim, M., Song, H., Cheong, S., & Shin, J. W. (2022). iDeepMMSE: An improved deep learning approach to MMSE speech and noise power spectrum estimation for speech enhancement. *Interspeech*, 181–185.
- Kumar, S. P., Daripelly, A., Rampelli, S. M., Nagireddy, S. K. R., Badishe, A., & Attanthi, A. (2023). Noise reduction algorithm for speech enhancement. 2023 International Conference on

- Signal Processing, Computation, Electronics, Power and Telecommunication (IConSCEPT), 1-5.
- Lan, C., Chen, H., Zhang, L., Zhao, S., Guo, R., & Fan, Z. (2024). Research on Speech Enhancement Algorithm by Fusing Improved EMD and GCRN Networks. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 43(7), 4588-4604.
- LeBlanc, R., & Selouani, S. A. (2022). A two-stage deep neuroevolutionary technique for self-adaptive speech enhancement. *Ieee Access*, 10, 5083-5102.
- Nasir, R. J., & Abdulmohsin, H. A. (2025). A Hybrid Method for Speech Noise Reduction Using Log-MMSE. *Iraqi Journal of Science*, 860-875.
- Pang, C., Ni, Y., Cheng, J., Zhou, L., & Zhao, L. (2025). BP-CRN: A Lightweight Two-Stage Convolutional Recurrent Network for Multi-Channel Speech Enhancement. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 108(2), 161-164.
- Parisae, V., & Nagakishore Bhavanam, S. (2024). Multi scale encoder-decoder network with time frequency attention and s-tcn for single channel speech enhancement. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 46(4), 10907.
- Rai, R. R., & Mathivanan, M. (2024). Recalling-Enhanced Recurrent Neural Network optimized with Chimp Optimization Algorithm based speech enhancement for hearing aids. *Intelligent Decision Technologies*, 18(1), 123-134.
- Remane, M., Nalia, R. R., & Dantrey, A. (2024). SEASR: Speech Enhancement for Automatic Speech Recognition Systems using Convolution Recurrent Neural Network with Residual Connections. *2024 IEEE 5th Women in Technology Conference (WINTTECHCON)*, 1-5.
- Rosyidah, M., & Fijra, R. (2021). *Metode penelitian*. Deepublish.
- Rukminingsih, G. A., & Latief, M. A. (2020). *Metode penelitian pendidikan. Penelitian Kuantitatif, Penelitian Kualitatif, Penelitian Tindakan Kelas*, 53(9).
- Saleem, N., & Khattak, M. I. (2019). A review of supervised learning algorithms for single channel speech enhancement. *International Journal of Speech Technology*, 22(4), 1051-1075.
- Salehi, M., & Mirzakuchaki, S. (2022). A Novel Approach to Speech Enhancement Based on Deep Neural Networks. *Advances in Electrical & Computer Engineering*, 22(2).
- Sanjaya, H. W. (2015). *Penelitian Pendidikan: Metode, Pendekatan, dan Jenis*. Kencana.
- Strake, M., Defraene, B., Fluyt, K., Tirry, W., & Fingscheidt, T. (2020). Speech enhancement by LSTM-based noise suppression followed by CNN-based speech restoration. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2020(1), 49.
- Trihandaru, S. (2024). CLUSTERING UNTUK DATA SUARA Studi Kasus Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) dan Long Short Term Memory (LSTM) dengan Internet of Things (IoT) untuk Klasifikasi Suara. *Uwais Inspirasi Indonesia*.
- Turmudzi, M., Wibowo, A., Mufid, M. R., Aditama, D., & Chafid, M. (2025). *Jaringan Multimedia Menguasai Ekosistem Multimedia Produksi Konten, Distribusi Jaringan, dan Aplikasi Industri*. CV. Penerbit Ilmu Literasi dan Riset (Pilar).
- Ye, Z., Liu, W., Du, G., & Zhou, F. (2024). A Hybrid CNN-Transformer Architecture for Noise Cancellation in Complex Environments. *2024 4th International Conference on Artificial Intelligence, Robotics, and Communication (ICAIRC)*, 349-352.
- Yuliani, W., & Supriatna, E. (2023). *Metode penelitian bagi pemula*. Penerbit Widina.

- Yulianti, R., Syukrilla, W. A., Effendi, E., Febriyanti, T. L., Rahayu, D. S., Agung, B. H., Oktariato, M. L., Koto, S. K., Rahmawan, S., & Asmara, A. (2024). Metode Penelitian Eksperimen: Konsep, Implementasi, dan Studi Kasus. Penerbit Mifandi Mandiri Digital, 1(01).
- Yunitri, N., Janitra, F. E., Kustanti, C. Y., Aini, N., Octary, T., Fajarini, M., Arifin, H., Putri, A. R., Ma'ula, D., & Sofiani, Y. (2024). Metode penelitian eksperimental.
- Yuwanto, L. (2019). Pengantar Metode Penelitian Eksperimen Edisi 2. Graha Ilmu.
- Zaland, Z., Mustafa, M. B., Kiah, M. L. M., Ting, H.-N., Yusoof, M. A. M., Don, Z. M., & Muthaiyah, S. (2025). Multichannel speech enhancement for automatic speech recognition: a literature review. *PeerJ Computer Science*, 11, e2772.
- Zheng, N., Shi, Y., Rong, W., & Kang, Y. (2020). Effects of skip connections in CNN-based architectures for speech enhancement. *Journal of Signal Processing Systems*, 92(8), 875–884.