

Prediksi *Conducted Emission* pada *LED Driver* dengan Modifikasi Switching Frekuensi menggunakan Teknik *Spread Spectrum*

1st Muhamamd Rizal Firmansyah
Department of Computer engineering
Telkom University
Surabaya, Indonesia
daxslernen@student.telkomuniversity.a
c.id

2nd Mohammad Yanuar Hariyawan
Department of Computer engineering
Telkom University
Surabaya, Indonesia
myanuar@telkomuniversity.ac.id

3rd Mochammad Nizar Ma'ady
Department of Computer engineering
Telkom University
Surabaya, Indonesia
mnizarpm@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — *Switch Mode Power Supply (SMPS)* adalah perangkat elektronik yang secara efisien mengubah daya listrik dengan mengatur tegangan dan arus menggunakan teknik switching. SMPS menawarkan beberapa keunggulan, antara lain efisiensi tinggi, ringan, dan ukuran yang ringkas dibandingkan dengan catu daya linier. Namun, metode switching yang digunakan dalam SMPS menghasilkan gelombang elektromagnetik yang dapat memicu Interferensi Elektromagnetik (EMI). EMI adalah gangguan elektromagnetik yang dapat memengaruhi kinerja perangkat elektronik terdekat, yang menyebabkan penurunan fungsionalitas, kesalahan, atau bahkan kerusakan. Interferensi ini terjadi karena switching pada SMPS menghasilkan emisi frekuensi tinggi yang dapat merambat melalui radiasi atau konduksi. Untuk mengatasi masalah EMI, perlu untuk menerapkan filter, merancang sirkuit yang sesuai, dan menyediakan pelindung untuk perangkat SMPS. Penelitian dan pengembangan dalam mitigasi SMPS dan EMI bertujuan untuk meningkatkan kinerja perangkat sekaligus memenuhi standar kompatibilitas elektromagnetik (EMC) yang berlaku. Penggunaan LED driver dalam berbagai aplikasi pencahayaan telah meningkat secara signifikan, namun tantangan dalam mengendalikan emisi konduksi (*conducted emission*) tetap menjadi perhatian utama. Emisi ini dapat menyebabkan gangguan elektromagnetik (EMI) yang mempengaruhi kinerja perangkat elektronik lain. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi emisi konduksi pada *LED driver* dengan menggunakan teknik *spread spectrum* sebagai metode mitigasi. Teknik *spread spectrum* bekerja dengan menyebarkan energi sinyal dalam spektrum frekuensi yang lebih luas, sehingga mengurangi puncak energi pada frekuensi tertentu yang menjadi sumber utama gangguan. Model prediksi yang dikembangkan menggunakan pendekatan simulasi berbasis perangkat lunak dan divalidasi melalui pengujian eksperimental. Hasil penelitian menunjukkan bahwa teknik *spread spectrum* secara signifikan mengurangi amplitudo emisi konduksi tanpa mempengaruhi kinerja utama *LED driver*. Temuan ini memberikan kontribusi penting dalam desain *LED*

driver yang lebih ramah lingkungan dan kompatibel secara elektromagnetik.

Kata kunci— SMPS, EMI, *Led Driver*, *Spread Spectrum*, dan *Conducted Emission*

I. PENDAHULUAN

Dengan perkembangan terbaru dalam teknologi elektronik daya, desainer dan produsen cenderung memilih frekuensi switching yang lebih tinggi. Hal ini memungkinkan pengurangan ukuran konverter. Akibatnya, pengoperasian perangkat elektronik dalam jarak dekat dengan konverter daya menjadi hal yang tidak terhindarkan di era modern. Sirkuit ini sering saling merugikan, yang dapat menyebabkan kerusakan [5]. *Light Emitting Diode (LED)* sekarang menjadi pencahayaan hemat energi paling populer di dunia sumber. Dengan meningkatnya popularitas LED di pasar pencahayaan, dampak yang signifikan pada Penghematan energi diantisipasi. Dalam beberapa tahun terakhir, sistem pencahayaan LED dengan *driver LED* pintar telah banyak digunakan di area perumahan dan komersial untuk pencahayaan hemat biaya dengan kualitas yang sangat baik. Sistem pencahayaan LED dengan teknologi cerdas dan *driver LED* pintar dengan beragam fungsi telah dilaksanakan dengan penuh semangat selama dekade terakhir sebagai bagian dari kebijakan pemerintah untuk mempromosikan penghematan energi. Saat ini, fungsi tambahan LED pintar *Driver*, seperti kontrol nirkabel, komunikasi, dan pemantauan status pencahayaan, menarik fitur untuk memberikan kinerja pencahayaan LED yang tinggi. Dalam fungsi tambahan ini, kekuatan digunakan dalam *driver LED* adalah informasi terpenting untuk menjalankan penghematan energi strategi dengan mengontrol dan memantau keadaan pencahayaan LED [3].

Switch Mode Power Supply (SMPS) adalah jenis power supply yang berfungsi mengubah arus listrik AC menjadi arus DC dengan tingkat efisiensi yang lebih tinggi dibandingkan power supply konvensional. SMPS menawarkan beberapa keunggulan, seperti ukurannya yang lebih kecil, bobot yang lebih ringan, dan konsumsi energi yang lebih rendah. Prinsip kerja SMPS didasarkan pada

teknik switching, di mana arus AC diubah menjadi arus DC dengan memanfaatkan transistor sebagai sakelar dan induktor sebagai penyimpan energi. Pendekatan ini memungkinkan peningkatan efisiensi konversi daya sekaligus mengurangi panas yang dihasilkan, sehingga memperpanjang masa pakai komponen elektronik dan meningkatkan keamanan pengguna.

SMPS mampu menghasilkan tegangan output yang stabil dan presisi. Karena efisiensinya, SMPS banyak diterapkan dalam perangkat elektronik modern, seperti komputer, laptop, televisi, dan berbagai perangkat lainnya [1].

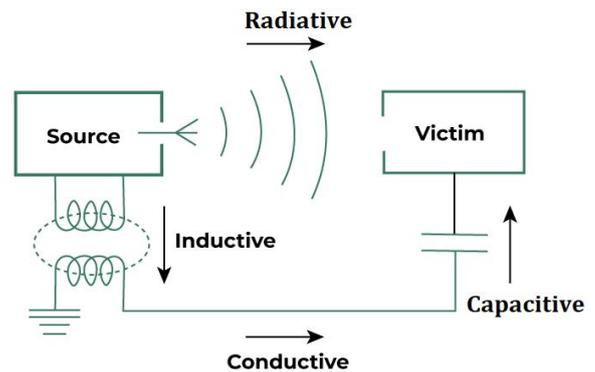
Spread-spectrum clocking (SSC) adalah solusi aktif untuk melemahkan EMI dalam sistem komunikasi berkecepatan tinggi dengan sedikit memodulasi frekuensi clock keluaran *phase-locked loop* (PLL). Teknik ini telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam mengurangi tingkat EMI. Misalnya, struktur *interpolator* fase 32 irisan dapat mencapai pengurangan EMI 22-dB yang disimulasikan dengan profil modulasi segitiga 32 langkah [4]. Selanjutnya, *a GaN-based switching power converter* menerapkan metode *random spread-spectrum modulation* (RSSM), menunjukkan pengurangan *Electromagnetic Interference (EMI)* yang ketara. Teknik ini, yang melibatkan rentang modulasi $\pm 10\%$ di sekitar frekuensi switching nominal 8,3 MHz, menghasilkan penurunan EMI puncak dari 66 menjadi 35 dB μV pada frekuensi fundamental dan dari 62 menjadi 27 dB μV pada harmonik orde ketiga [3].

Electromagnetic Interference (EMI) adalah masalah penting dalam *driver LED*, memengaruhi fungsionalitas dan keandalan perangkat elektronik serta berpotensi membahayakan kesehatan [10]. EMI dapat mengganggu sinyal komunikasi dan elektronik, terutama pada pita frekuensi radio yang dipancarkan oleh motor dan catu daya [12]. Polusi elektronik seperti kebisingan elektronik, EMI, dan interferensi frekuensi radio (RFI) dapat merusak perangkat [11]. Bahan pelindung EMI diperlukan untuk mengatasi ini. Penelitian menyelidiki komposit polimer konduktif seperti polianilin (PANI) dan polipirol (PPy) [12], bahan 2D seperti MXene [10], dan komposit polimer dengan pengisi nano karbon [11]. Pendekatan lain melibatkan desain struktural dan pencocokan impedansi untuk meningkatkan perlindungan [10].

II. KAJIAN TEORI

A. Electromagnetic Interference (EMI)

EMI adalah gangguan elektromagnetik yang timbul akibat radiasi atau konduksi gelombang elektromagnetik dari perangkat elektronik. EMI dapat mengganggu kinerja perangkat lain di sekitarnya [2]. Filter EMI digunakan untuk mengurangi gangguan elektromagnetik yang dihasilkan oleh perangkat elektronik, seperti SMPS. Filter ini dirancang untuk mematuhi standar internasional, seperti standar CISPR, yang menetapkan batas emisi gangguan untuk perangkat elektronik. Masalah *Electromagnetic Interference (EMI)* terkait dengan peralihan daya berkecepatan Konverter. Pemodelan EMI adalah alat penting untuk mempelajari dan mengontrol emisi EMI, memungkinkan lebih banyak solusi yang efektif [5].



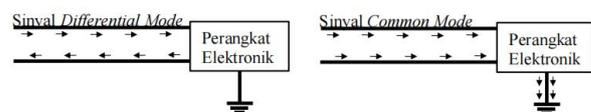
Gambar 1
(EMI SECARA RADIASI DAN KONDUKSI)

B. Conducted Emission

Conducted Emission (CE) merupakan salah satu jenis bagian dari EMI yang mempengaruhi suatu perangkat atau sistem secara langsung dengan media fisik berupa kabel, kawat, dan media fisik lainnya. Interferensi ini memiliki kisaran frekuensi dari 150KHz-30MHz (CISPR) dan 450KHz-30MHz (FCC) (CUI INC, 2013). Interferensi ini mengalir dari sumber menuju victim dengan cara konduksi media fisik. Sehingga antara sumber dan victim harus terhubung secara langsung melalui media fisik atau pada satu saluran jala-jala listrik yang sama dan interferensi dapat terjadi. Conducted emission ini pun ada dua yaitu Common Mode (CM) dan Differential Mode (DM) [6].

C. Common Mode (CM) dan Differential Mode (DM)

CM dan DM merupakan tipe noise yang termasuk dalam kategori conducted emission. Common Mode (CM) adalah arus noise yang mengalir dari satu jalur jala-jala listrik ke ground. Sedangkan, Differential Mode (DM) adalah arus noise yang mengalir dari satu jalur jala-jala listrik menuju jalur lain. Berikut ini adalah ilustrasi aliran arus noise untuk DM dan CM [6].



Gambar 2
(ILUSTRASI ALIRAN CM DAN DM)

D. Teknik Mitigasi EMI

Mitigasi EMI adalah metode untuk mengurangi dampak negatif EMI yang dimiliki oleh perangkat elektronik itu sendiri. Untuk memitigasi EMI pada SMPS 8 memiliki dua cara yaitu dengan mengurangi EMI di jalur propagasi atau bisa langsung pada sumber EMI itu sendiri [6]. Ada beberapa cara atau metode untuk memitigasi EMI seperti filter, *shield*, *spread spectrum*, dan lain sebagainya.

E. Teknik Spread Spectrum

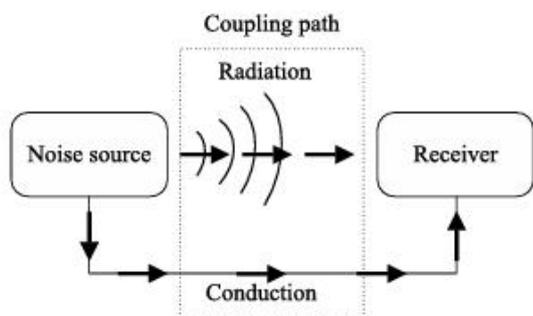
Spread spectrum merupakan suatu teknik komunikasi nirkabel yang bekerja dengan menyebarkan sinyal informasi ke bandwidth yang jauh lebih luas dibandingkan bandwidth minimum yang diperlukan untuk mentransmisikan data. Pendekatan ini meningkatkan ketahanan sistem terhadap interferensi, upaya jamming, dan risiko penyadapan dengan mendistribusikan daya sinyal ke spektrum frekuensi yang lebih luas [13].

Dalam teknik SS, frekuensi switching diatur secara bervariasi di sekitar frekuensi fundamental. Hal ini menyebabkan harmonisa yang muncul tidak terfokus pada satu spektrum tertentu, melainkan tersebar ke berbagai spektrum. Energi yang awalnya terkonsentrasi pada satu spektrum akan terbagi ke spektrum lainnya setelah penerapan teknik SS, sehingga menghasilkan amplitudo yang lebih rendah pada masing-masing spektrum [9].

Spread-spectrum clocking (SSC) adalah solusi aktif untuk melemahkan EMI dalam sistem komunikasi berkecepatan tinggi dengan sedikit memodulasi frekuensi clock keluaran *phase-locked loop* (PLL) [4].

F. Electromagnetic Compability (EMC)

Standar EMC bertujuan memastikan bahwa perangkat elektronik dapat berfungsi tanpa terganggu oleh gangguan elektromagnetik dan tidak menyebabkan gangguan yang melebihi batas yang ditentukan. Contohnya, standar CISPR 22 menetapkan batasan untuk gangguan yang dipancarkan melalui konduksi pada rentang frekuensi tertentu [2]. EMC terkait dengan pembangkitan, transmisi dan penerimaan energi elektromagnetik. Sumber menghasilkan emisi yang ditransmisikan ke penerima melalui jalur transfer atau kopling dalam bentuk radiasi atau konduksi. Sinyal yang diterima diproses di reseptor, yang mungkin atau mungkin tidak menyebabkan perilaku yang tidak diinginkan. Perhatikan bahwa pemrosesan penting dalam reseptor [5].



Gambar 3
(BERBAGAI MASALAH ASPEK EMC)

G. Sistem Catu Daya

Electric Power Converter (Catu Daya) merupakan alat listrik yang menyediakan sumber tegangan untuk perangkat listrik dengan cara mengubah tingkat tegangan listrik yang tersedia menjadi tegangan yang diinginkan, tegangan AC menjadi DC. Electric Power Converter berfungsi untuk mengalirkan dan mengatur tegangan yang masuk ke perangkat elektronik menjadi stabil. Electric Power Converter memegang peranan penting dalam proses anodizing yaitu berfungsi untuk mengalirkan arus DC selama proses anodizing yang membutuhkan variasi tegangan dan arus searah, semakin besar tegangan dan arus maka semakin tebal lapisan oksida yang terjadi di permukaan aluminium dan kekerasannya (*hardness*) juga akan meningkat [18].

H. Catu Daya DC – DC

Konverter DC ke DC adalah sebuah rangkaian penyaklaran elektronik yang dapat membuat sumber tegangan searah menjadi tegangan searah dengan besar tegangan dan frekuensi yang dapat diatur. Pengaturan tegangan dapat dilakukan di luar konverter atau di dalam konverter. Pengaturan tegangan di luar konverter dilakukan dengan mengatur variasi tegangan searah masukan konverter. Pengaturan tegangan di dalam konverter dikenal sebagai Modulasi Lebar Pulsa (*Pulse Width Modulation*, PWM). Konverter DC-DC umumnya dikategorikan ke dalam dua kategori, yaitu: *isolated* dan *non-isolated*. Topologi konverter *non-isolated* tidak memiliki isolasi galvanik antara masukan dan keluaran, variasi pada masukan secara langsung mempengaruhi keluaran konverter. Jumlah komponen pada rangkaian *non-isolated* adalah kurang secara jumlah jika dibandingkan dengan konverter *isolated*. Namun, permasalahan yang muncul dan perlu ditangani adalah rasio *duty cycle*, penguatan tegangan yang buruk, dan sirkuit tambahan untuk operasi yang optimal [19].

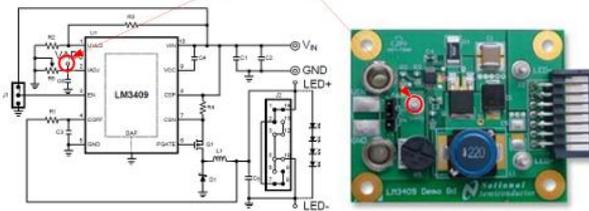
I. Catu Daya AC – DC

Output dari penyearah arus yaitu berupa tegangan DC masih mengandung harmonisa atau komponen riak sehingga diperlukan penyangkapan kapasitor (*capacitor filter*) untuk memperkecil harmonisa. Sedangkan pengatur tegangan (*voltage regulator*) berfungsi untuk menyediakan suatu tegangan output DC tetap yang tidak dipengaruhi oleh perubahan tegangan masukan, arus beban keluaran, dan suhu. Dimana tegangan inputnya berasal dari tegangan output penyangkapan kapasitor, setelah melalui proses penyearahan tegangan AC menjadi DC [18].

J. LED Driver

Light Emitting Diode (LED) adalah komponen elektronik yang dapat menghasilkan cahaya. Seperti dioda pada umumnya, LED bekerja dengan cara menerima tegangan maju. Seiring berjalannya waktu, LED semakin populer sebagai sumber pencahayaan rumah tangga karena memiliki umur panjang, ukuran kecil, dan sifatnya yang ramah lingkungan. Namun, satu LED saja tidak mampu memberikan pencahayaan yang optimal, sehingga diperlukan beberapa LED dengan pengaturan arus yang tepat (Ira. K, 2021). Salah satu jenis konverter yang digunakan untuk tujuan ini adalah Buck Converter, yang

berfungsi untuk menurunkan tegangan input DC menjadi tegangan output DC yang lebih rendah agar sesuai dengan kebutuhan LED. Proses penurunan tegangan ini dilakukan dengan mengatur switching pada komponen semikonduktor seperti MOSFET, IGBT, atau TRIAC [9].



Gambar 4
(LM3409 DEMONSTRATION BOARD)

K. Prediksi Conducted Emission

Prediksi conducted emission adalah proses analisis dan estimasi tingkat gangguan elektromagnetik (Electromagnetic Interference/EMI) yang dihasilkan oleh perangkat elektronik, terutama melalui jalur konduksi, seperti kabel daya atau kabel sinyal. Proses ini bertujuan untuk memahami pola emisi yang muncul dalam perangkat, sehingga dapat diterapkan langkah-langkah mitigasi untuk memenuhi standar kompatibilitas elektromagnetik (EMC), biasanya untuk melakukan prediksi bisa menggunakan pemodelan dari machine learning.

L. Algoritma Multi Linear Regression

Multi-Regression merupakan salah satu teknik machine learning menganalisis hubungan antarvariabel yang akan menghasilkan model machine learning yang prediktif. Multi-Regression adalah metode statistik yang digunakan untuk mengestimasi hubungan antara dua atau lebih variabel bebas dan satu variabel terikat. Dan Multi Linear Regression sendiri memiliki beberapa kelebihan yaitu Kesesuaian dengan Data Linier, Overfitting yang Lebih Rendah, Tidak Membutuhkan Banyak Sumber Daya Komputasi dan Lebih Transparan Dibandingkan Model Non-Linier.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (1)$$

Dimana:

(Y) adalah variabel tak bebas.

(β_0) adalah intercept (nilai (Y) ketika semua variabel bebas bernilai nol).

($\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$) adalah koefisien regresi (slope) untuk masing-masing variabel bebas.

(X_1, X_2, \dots, X_k) adalah nilai-nilai variabel bebas.

(ε) adalah error term (perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual)

M. Gradient Boosting (GB)

Gradient boosting adalah teknik pembelajaran mesin yang kuat yang menggabungkan banyak pembelajar yang lemah untuk membentuk pembelajar yang kuat. Pembelajar yang lemah adalah model sederhana yang berkinerja sedikit lebih baik daripada model acak. Di sisi lain, pembelajar yang kuat adalah model yang dapat mencapai tingkat kesalahan kecil dengan data pelatihan yang cukup. Peningkatan gradien membangun ansambel pembelajar yang lemah di mana setiap pelajar yang lemah mencoba memperbaiki kesalahan pendahulunya. Algoritma peningkatan gradien mengikuti proses berulang di mana dalam setiap iterasi gradien fungsi kerugian dihitung, dan pembelajar baru yang lemah dilatih untuk meminimalkan gradien ini. Algoritma berjalan untuk jumlah iterasi tertentu hingga kriteria penghentian terpenuhi [15]. algoritma membangun secara iteratif sebuah aproksimasi aditif dari $F^*(x)$ sebagai jumlah berbobot dari fungsi-fungsi,

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + p_m h_m(x) \quad (2)$$

di mana p_m adalah bobot dari fungsi $h_m(x)$ di mana m adalah nomor iterasi. Fungsi-fungsi tersebut adalah pembelajar lemah dalam ansambel. Pertama, sebuah aproksimasi awal dihitung sebagai berikut,

$$F_0(x) = \arg \min_a \sum_{(i=1)}^N L(y_i, a) \quad (3)$$

Setelah itu, para pelajar mencoba untuk meminimalkan hal-hal berikut ini,

$$(p_m, h_m(x)) = \arg \min_{p, h} \sum_{(i=1)}^N L(y_i, F_{(m-1)}(x_i) + p h(x_i)) \quad (4)$$

Sebuah masalah optimasi menggunakan pencarian garis diselesaikan untuk menentukan nilai p_m . Setiap h_m adalah langkah dalam optimasi penurunan gradien $F^*(x)$ dan dilatih pada dataset $D' = \{x_i, r_{mi}\}_{N \ i=1}$ di mana r_{mi} adalah pseudo sisa (kesalahan) dan dihitung sebagai berikut,

$$r_{mi} = \left[\frac{\partial L(y_i, F(x))}{\partial F(x)} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)} \quad (5)$$

Algoritma ini rentan terhadap overfitting; salah satu cara untuk mengatasi overfitting adalah dengan menggunakan regulasi. Ini dapat dicapai dengan mengurangi langkah yang diambil pada setiap iterasi. Ini dilakukan dengan memperbarui persamaan pendekatan aditif sebagai berikut.

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + v p_m h_m(x) \quad (6)$$

di mana v adalah parameter regulasi yang mengambil nilai dalam rentang (0,1]. Pendekatan regulasi lainnya dapat diterapkan seperti mengurangi kompleksitas pembelajar lemah dalam ensemble. Misalnya, dalam penggunaan pohon sebagai pembelajar lemah, kompleksitas pohon dapat dikurangi dengan membatasi kedalaman pohon.

N. CatBoost

CatBoost adalah pustaka sumber terbuka yang menggunakan pohon keputusan peningkatan gradien. Perbedaan utama antara implementasi GBT dan implementasi GBT lainnya adalah cara pohon dibangun. Pohon seimbang dibangun yang memiliki struktur simetris. Ini juga menangani fitur kategorial secara efisien yang menjadikannya pilihan yang menarik untuk kumpulan data kategoris [15].

O. R-Squared

R-squared atau koefisien determinasi, adalah metrik statistik yang digunakan untuk mengukur proporsi variansi dalam variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model regresi. R-squared adalah ukuran seberapa baik prediksi model sesuai dengan data aktual. Nilai R-Squared dinyatakan pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan proporsi variansi yang lebih besar dalam variabel dependen. Nilai R-Square dihitung dengan rumus nilai 1 dikurangi hasil bagi dari SS_{res} dan SS_{tot} . SS_{res} adalah jumlah kuadrat residu (sum of squared residuals) yang mengukur variasi antara nilai yang diamati dan nilai yang diprediksi oleh model. SS_{tot} adalah jumlah kuadrat total (total sum of squares) yang mengukur variasi total dari nilai yang diamati [17]. Perhitungan R-Square dapat dituliskan sebagai persamaan sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (7)$$

Dimana :

- SS_{res} : Sum of Squares Residual (error model).
- SS_{tot} : Total Sum of Squares (variabilitas data aktual).
- \bar{Y} : Rata-rata nilai aktual.

P. Root Mean Squared Error (RMSE)

Root Mean Squared Error (RMSE) merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai-nilai yang diobservasi (atau nilai sebenarnya) dan nilai-nilai yang diprediksi oleh model. RMSE merupakan akar kuadrat dari Mean Squared Error (MSE). RMSE memberikan estimasi ukuran kesalahan model dalam unit yang sama dengan variabel yang diprediksi. Rumus perhitungan RMSE adalah sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

Dimana :

\hat{y}_i : Nilai Prediksi

y_i : Nilai Aktual

Nilai n adalah jumlah sampel, yiadalah nilai sebenarnya untuk sampel ke- i dan \hat{y}_i adalah nilai prediksi untuk sampel ke- i [17] Mean Absolute Error (MAE)

Q. Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) merupakan nilai pengukuran error antara observasi yang disandingkan yang memiliki fenomena yang sama. MAE mengukur kesalahan rata-rata absolut dalam prediksi statistik atau machine learning. Metrik pengukuran MAE menghitung rata-rata dari selisih absolut antara nilai yang diprediksi dan nilai sebenarnya [17]. Makin kecil nilai MAE menunjukkan perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual minimal. Dapat disimpulkan model lebih akurat dalam melakukan [17]. Rumus perhitungan MAE adalah sebagai berikut:

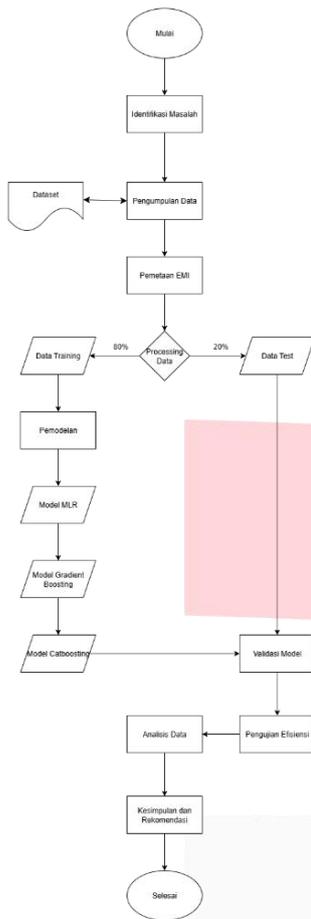
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

Nilai n adalah jumlah sampel, y_i adalah nilai sebenarnya dan \hat{y}_i adalah nilai prediksi [17].

III. METODE

A. Alur Penelitian

Pada Alur Penelitian membahas tentang pemodelan prediksi pada Conducted Emission dan dapat di lihat pada Gambar berikut :



Gambar 5
(ALUR PENELITIAN)

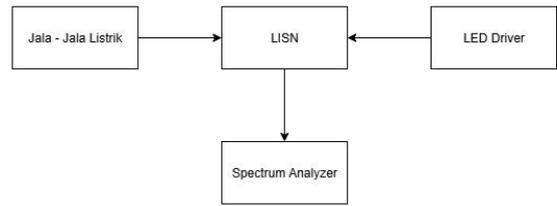
B. Identifikasi Masalah

Tahap awal penelitian adalah mengidentifikasi dan merumuskan masalah. Fokus utama adalah pada tantangan dalam memprediksi tingkat EMI pada *Switched-Mode Power Supply* (SMPS) yang dipengaruhi oleh berbagai parameter operasional. Rumusan masalah mencakup kebutuhan untuk menemukan model prediksi yang akurat dan efisien sebagai alternatif dari metode coba-coba (*trial-and-error*) yang memakan waktu dan biaya.

C. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset yang berisi hasil pengukuran EMI dari SMPS. Dataset ini mencakup beberapa variabel independen (fitur) seperti frekuensi *switching*, *duty cycle*, dan level beban, serta satu variabel dependen (target), yaitu tingkat EMI yang diukur dalam satuan $\text{dB}\mu\text{V}$.

Berikut merupakan gambar dari sumber data dari pengumpulan langsung dari pengambilan data seperti gambar berikut.



Gambar 6
(PERANCANGAN SISTEM)

Dengan ini mempunyai sekitar 402 sampel data dari jenis sinyal EMIAmpalt, Gauss, Lorenz, LorenzModif, Noise, Segitiga, Sinus, dan Square yang digunakan untuk pembuatan model Machine Learning, dengan patokan parameter EMI yang dihasilkan dari masing – masing sinyal yang akan dijadikan variabel independen.

Berikut adalah dataset Variabel Dependen yang dilihat pada tabel dibawah ini :

Tabel 1
(DATASET VARIABEL DEPENDEN)

Jenis Sinyal	Frekuensi (Hz)	Jumlah Sampel
EMIAmpalt	150000 - 30000000	402
Gauss	150000 - 30000000	402
Lorenz	150000 - 30000000	402
LorenzModif	150000 - 30000000	402
Noise	150000 - 30000000	402
Segitiga	150000 - 30000000	402
Sinus	150000 - 30000000	402
Square	150000 - 30000000	402

Yang dimana sampel ini berjumlah sebanyak 403 nilai dari setiap sinyal yang diambil untuk dijadikan model. selanjutnya parameter *dataset* yang digunakan untuk dijadikan variabel independen, seperti frekuensi, jenis sinyal, dan jumlah sampel untuk setiap EMI dari jenis sinyal yang dihasilkan bisa dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 2
(DATASET VARIABEL INDEPENDEN)

Jenis Sinyal	Frekuensi (Hz)	Jumlah Sampel
(EMI) EMIAmpalt	150000 - 30000000	402
(EMI) Gauss	150000 - 30000000	402
(EMI) Lorenz	150000 - 30000000	402
(EMI) LorenzModif	150000 - 30000000	402
(EMI) Noise	150000 - 30000000	402
(EMI) Segitiga	150000 - 30000000	402
(EMI) Sinus	150000 - 30000000	402
(EMI) Square	150000 - 30000000	402

D. Pemetaan EMI

Sebelum masuk ke pemodelan, dilakukan pemetaan awal terhadap data EMI. Tahap ini bertujuan untuk memvisualisasikan karakteristik data, seperti mengidentifikasi frekuensi di mana EMI paling dominan atau melihat distribusi data secara umum. Pemetaan ini memberikan wawasan awal yang berguna untuk tahap

pemrosesan dan analisis selanjutnya. yang dapat dilihat pada bab 4.

E. Processing Data

Data mentah dari dataset perlu melalui tahap pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas dan kesiapannya untuk pemodelan. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi Pembersihan Data yaitu untuk Menangani nilai yang hilang (*missing values*) atau data pencilan (*outliers*) yang dapat mengganggu kinerja model dan Pembagian Data yaitu untuk Membagi dataset secara acak menjadi dua bagian: data latih (*training data*) untuk melatih model dan data uji (*testing data*) untuk mengevaluasi performa model.

F. Pemodelan

Pada tahap inti ini, data latih digunakan untuk membangun tiga model prediksi yang berbeda yang pertama adalah *Multiple Linear Regression* (MLR) yaitu Model statistik fundamental yang digunakan sebagai *baseline* untuk melihat hubungan linier antara parameter input dan output EMI. MLR memodelkan hubungan linear antara beberapa variabel independen (XX) dan satu variabel dependen (YY).

Rumus :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (10)$$

Dimana:

(Y) adalah variabel tak bebas.

(β_0) adalah intercept (nilai (Y) ketika semua variabel bebas bernilai nol).

($\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$) adalah koefisien regresi (slope) untuk masing-masing variabel bebas.

(X_1, X_2, \dots, X_k) adalah nilai-nilai variabel bebas.

(ε) adalah error term (perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual)

Bila terdapat dua variabel bebas maka bentuk untuk persamaan regresinya seperti berikut.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \quad (11)$$

Yang misalkan variabel bebas, frekuensi (X_1) dan hambatan yang dihasilkan (X_2), dan (Y) adalah noise yang dihasilkan atau gangguan yang dihasilkan (EMI), ketika ada variabel – variabel tersebut, maka dilanjutkan dengan mencari nilai persamaan *multi-regression*.

Setelah membuat model untuk multi linier regression (MLR) dilanjutkan untuk model Gradient Boosting. Gradient Boosting yaitu Algoritma *ensemble learning* yang kuat, di mana model dibangun secara bertahap dengan memperbaiki kesalahan dari model sebelumnya. Algoritma membangun secara 7terative sebuah aproksimasi aditif dari $F^*(x)$ sebagai jumlah berbobot dari fungsi-fungsi,

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + p_m h_m(x) \quad (12)$$

di mana p_m adalah bobot dari fungsi $h_m(x)$ di mana m adalah nomor iterasi. Fungsi-fungsi tersebut adalah pembelajar lemah dalam ansambel. Pertama, sebuah aproksimasi awal dihitung sebagai berikut,

$$F_0(x) = \arg \min_{\alpha} \sum_{(i=1)}^N L(y_i, \alpha) \quad (13)$$

Setelah itu, para pelajar mencoba untuk meminimalkan hal-hal berikut ini,

$$(p_m, h_m(x)) = \arg \min_{p,h} \sum_{(i=1)}^N L(y_i, F_{(m-1)}(x_i) + p h(x_i)) \quad (14)$$

Sebuah masalah optimasi menggunakan pencarian garis diselesaikan untuk menentukan nilai p_m . Setiap h_m adalah langkah dalam optimasi penurunan gradien $F^*(x)$ dan dilatih pada dataset $D^* = \{x_i, r_{mi}\}_{i=1}^N$ di mana r_{mi} adalah pseudo sisa (kesalahan) dan dihitung sebagai berikut,

$$r_{mi} = \left[\frac{\partial L(y_i, F(x))}{\partial F(x)} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)} \quad (15)$$

Algoritma ini rentan terhadap overfitting; salah satu cara untuk mengatasi overfitting adalah dengan menggunakan regulasi. Ini dapat dicapai dengan mengurangi langkah yang diambil pada setiap iterasi. Ini dilakukan dengan memperbarui persamaan pendekatan aditif sebagai berikut.

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + v p_m h_m(x) \quad (16)$$

di mana v adalah parameter regulasi yang mengambil nilai dalam rentang (0,1]. Pendekatan regulasi lainnya dapat diterapkan seperti mengurangi kompleksitas pembelajar lemah dalam ensemble. Misalnya, dalam penggunaan pohon sebagai pembelajar lemah, kompleksitas pohon dapat dikurangi dengan membatasi kedalaman pohon.

Lalu terakhir adalah model dari Catboost. Catboost adalah Algoritma varian dari *Gradient Boosting* yang dikenal memiliki performa tinggi, terutama dalam menangani fitur-fitur tanpa perlu pra-pemrosesan yang rumit. Varian Gradient Boosting yang dioptimalkan untuk data kategorikal (*categorical features*).

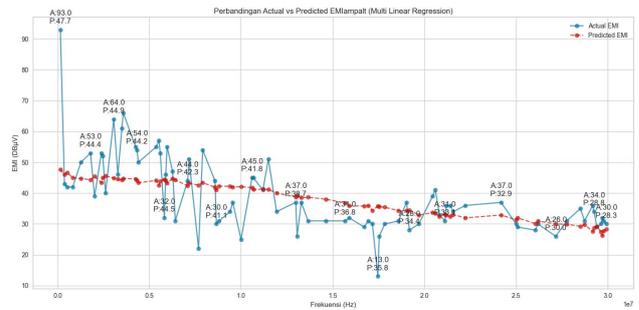
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini menjelaskan tentang perbandingan Prediksi Model dan Sinyal yang dapat dilihat pada table dibawah ini

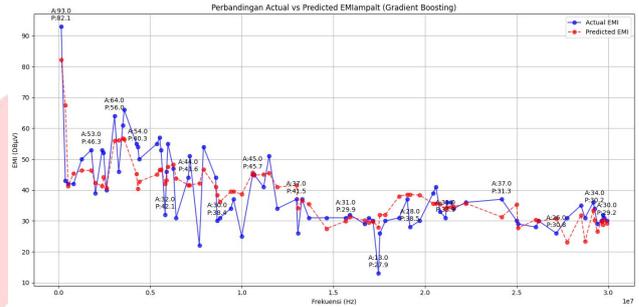
Tabel 3
(HASIL PERBANDINGAN PREDIKSI SINYAL DAN MODEL)

Model	Sinyal	RMSE	R - squared	MAE
-------	--------	------	-------------	-----

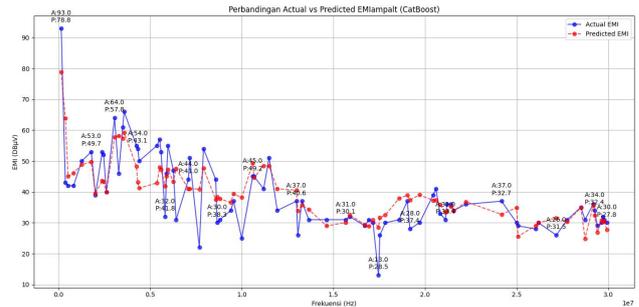
MLR	EmiAmpalt	9.6534	0.3618	6.9977
	Gauss	9.6758	0.4410	7.0285
	Lorenz	8.8850	0.4693	6.3045
	LorenzModif	8.9420	0.3965	6.7930
	Noise	8.5749	0.5208	5.8769
	Segitiga	8.8356	0.4105	7.3430
	Sinus	10.3759	0.2554	7.3820
	Square	10.4997	0.2190	8.0080
Gradient Boosting	EmiAmpalt	7.1193	0.6529	5.4119
	Gauss	6.2921	0.7636	4.4796
	Lorenz	6.8705	0.6827	4.6154
	LorenzModif	5.5831	0.7647	4.3821
	Noise	5.7803	0.7822	4.1871
	Segitiga	6.4486	0.6860	4.9821
	Sinus	7.1304	0.6483	5.3773
	Square	6.6723	0.6846	4.9937
CatBoost	EmiAmpalt	6.8351	0.6800	5.0609
	Gauss	5.7967	0.7994	4.2623
	Lorenz	6.2510	0.7373	4.2038
	LorenzModif	5.9426	0.7335	4.6674
	Noise	5.6664	0.7907	4.2200
	Segitiga	6.4397	0.6869	4.9195
	Sinus	6.8041	0.6798	5.0960
	Square	6.9426	0.6585	5.2876



Gambar 7
(AKTUAL VS PREDIKSI MLR)



Gambar 8
(AKTUAL VS PREDIKSI GRADIENTBOOSTING)



Gambar 9
(AKTUAL VS PREDIKSI CATBOOST)

Catboosting dengan Menunjukkan nilai RMSE yang sebanding atau bahkan sedikit lebih rendah dari Gradient Boosting untuk beberapa sinyal. Untuk sinyal Noise, CatBoost memiliki RMSE 5.6664, sedikit lebih rendah dari Gradient Boosting (5.7803). Nilai R-squared CatBoost juga sebanding atau sedikit lebih tinggi dari Gradient Boosting. Untuk sinyal Noise, R-squared CatBoost adalah 0.7907, sedikit lebih tinggi dari Gradient Boosting (0.7822). Nilai MAE juga kompetitif dengan Gradient Boosting. Dapat disimpulkan bahwa CatBoost menunjukkan performa yang sangat baik dan kompetitif dengan Gradient Boosting. Dalam beberapa kasus, CatBoost bahkan sedikit mengungguli Gradient Boosting dalam hal akurasi. CatBoost adalah algoritma *gradient boosting* yang dirancang untuk menangani fitur kategorikal secara efisien, yang mungkin menjadi salah satu alasannya.

Berikut merupakan perbandingan prediksi EMI yang dapat di lihat pada gambar di bawah ini.

Pada gambar diatas terbukti menjadi model dengan kinerja terbaik secara visual. Garis prediksinya menunjukkan kecocokan yang paling erat dan konsisten dengan garis EMI aktual di seluruh rentang frekuensi. Model ini paling berhasil dalam mereplikasi fluktuasi detail, termasuk prediksi puncak tertinggi (A:93.0 menjadi P:78.8) yang lebih akurat dibandingkan model lainnya. Keakuratan yang unggul ini mengkonfirmasi metrik evaluasi yang menunjukkan CatBoost memiliki nilai RMSE dan MAE terendah serta R-squared tertinggi.

Secara keseluruhan, analisis visual ini dengan jelas menunjukkan hierarki kinerja model: CatBoost secara konsisten memberikan prediksi yang paling akurat dan paling mendekati nilai EMI aktual pada berbagai frekuensi, diikuti oleh Gradient Boosting yang menunjukkan peningkatan signifikan dari Regresi Linier Berganda. Temuan ini memperkuat argumen untuk memilih CatBoost sebagai model prediktif yang paling optimal dalam studi ini."

V. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan dan memvalidasi model prediksi *conducted emission* pada sistem *driver LED* atau *power converter* yang mengimplementasikan teknik *Spread Spectrum (SS)*, khususnya *Spread Spectrum Frequency Modulation (SSFM)*. Keunggulan penelitian ini terletak pada pemanfaatan berbagai model Machine Learning (ML), yaitu Multi Linear Regression (MLR), Gradient Boosting, dan CatBoosting, untuk memprediksi perilaku emisi konduksi. Melalui serangkaian simulasi komprehensif dan pengukuran eksperimental, studi ini secara definitif mengkonfirmasi efektivitas teknik SS dalam memitigasi *conducted emission* serta menunjukkan kapabilitas model-model ML dalam memprediksi fenomena kompleks ini.

REFERENSI

- [1] Alief. R. (2023) Mengenal *Switch Mode Power Supply (SMPS)* dan Komponennya 1 - 2.
- [2] Venkata, S. C. P & V.Y. Jayasree, P. (2023), 'Elimination of CM Noise from SMPS Circuit using EMI Filter', 466 – 467.
- [3] Yingoping Chen, D Brian Ma. (2019), 'EMI-Regulated GaN-Based Switching Power Converter With Markov Continuous Random Spread-Spectrum Modulation and One-Cycle on-Time Rebalancing', *Journal of IEE Journal Of Solid – State Circuit* 54 (12), 3306 – 3315.
- [4] Fang Tang, Tongbei Yang, Kai Ye, Ziqing Li, Xichuan Zhou, Zhi in. (2020), 'A 32-Step Phase-Compensated Spread-Spectrum RF-PLL With 19.44-dB EMI Reduction and 10-fs Extra RMS Jitter', 68 (4), 1564 – 1575.
- [5] Kharanaq F. A, Emadi A, Bilgin B (2020), 'Modeling of conducted emissions for EMI analysis of power converters: State-of-the-art review', *Journal of IEE*, 189 – 313.
- [6] F. Ahmad, M. Y. Hariyawan, and S. N. Posma. (2019) "Perancangan Dan Implementasi Passive Emi Filter Pada Switching Mode Power Supply (SMPS)" *J. Elektro dan Mesin Terap.*, vol. 5, no. 1, pp. 29–37.
- [7] Ira. K (2021), 'PERANCANGAN LAMPU LED BESERTA ANALISIS KONSUMSI DAYA DARI BERBAGAI KONFIGURASI RANGKAIAN', 4 – 5.
- [8] Yu-Jen Chen, Guan-Yi Wu and Ching-Ran Lee. (2019), 'Dimmable LED Driver with Precise Power Metering', *Sensors and Materials*, Vol. 34, No. 3 (2022) 1153–1162.
- [9] N. Harpawi, M. Y. Hariyawan, and S. N. Posma. (2019) "Teknik Mitigasi Conducted Emission Pada LED Driver Topologi Buck Dengan Metode Random Up Spreading Switching Frequency" *Jurnal Elementer* Vol. 5, No. 2., pp. 50–57.
- [10] Zhang, Q., Zhang, G., Cui, J., Zhao, S., Yan, Y., Gao, A., & Wang, Q. (2023). Structural design and preparation of Ti3C2Tx MXene/polymer composites for absorption-dominated electromagnetic interference shielding. *Nanoscale Advances*, 5(14), 3549–3574. <https://doi.org/10.1039/d3na00130j>
- [11] Sankaran, S., Deshmukh, K., Ahamed, M. B., & Khadheer Pasha, S. K. (2018). Recent advances in electromagnetic interference shielding properties of metal and carbon filler reinforced flexible polymer composites: A review. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 114, 49–71. <https://doi.org/10.1016/j.compositesa.2018.08.006>
- [12] Turczyn, R., Krukiewicz, K., Katunin, A., Sroka, J., & Sul, P. (2019). Fabrication and application of electrically conducting composites for electromagnetic interference shielding of remotely piloted aircraft systems. *Composite Structures*, 232, 111498. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2019.111498>
- [13] Wang, Xiaoyi, dan Christophe Caloz. 2021. "Spread-Spectrum Selective Camouflaging Based on Time-Modulated Metasurface." *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 69(1). doi:10.1109/TAP.2020.3008621.
- [14] Wang, Xiaoyi, dan Guo-Min Yang. 2021. "Time-coding spread-spectrum reconfigurable intelligent surface for secure wireless communication: theory and experiment." *Optics Express* 29(20). doi:10.1364/oe.437938.
- [15] Lydia Wahid Rizkallah. 2025. "Enhancing the performance of gradient boosting trees on regression problems" *Rizkallah Journal of Big Data* <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01071-3>.
- [16] Mohammad Yanuar Hariyawan., Mochamad Nizar Palefi Ma'ady., Helmy Widyantara., Devie Rosa Anamisa., Haykal Azrel Putra Sugijanto., Nathanael Tjahyadi (2024). "Ensemble Learning Techniques for Improved Electromagnetic Interference Prediction in LED Driver Circuits" *Journal homepage: <http://iieta.org/journals/mmep>*.
- [17] Ariyanto Adi Nugroho, dan Muhammad Haris (2024). "ANALISIS EFEKTIVITAS TEKNIK IMPUTASI PADA LSTM UNTUK MENINGKATKAN KUALITAS DATA PADAPERAMALAN CURAH HUJAN" *JIRE (Jurnal Informatika & Rekayasa Elektronika): <http://ejournal.stmiklombok.ac.id/index.php/jire>*.
- [18] Purwanto, Sugeng. "Rancang Bangun Electric Power Converter (Catu Daya) Untuk Alat Anodizing Portable." *Energi dan Kelistrikan*, vol. 13, no. 2, 2021, doi:10.33322/energi.v13i2.1141.
- [19] Dianthika Puteri Andini, Didin Saefudin, Peni Handayani, YB Gunawan Sugiarta, Farrah Vauzia dan Suyatno "Desain dan implementasi rangkaian konverter jenis non-isolated buck and boost DC-DC." *JITEL (Jurnal Ilmiah Telekomunikasi, Elektronika, dan Listrik Tenaga)* Vol. 3, No. 3, September 2023, pp. 247-254 DOI: <https://doi.org/10.35313/jitel.v3.i3.2023.247-254>