

LAPORAN
PENELITIAN INTERNAL DOSEN



ANALISIS JEJAK KARBON PADA DESAIN CAMPURAN BETON
MENGGUNAKAN MODEL REGRESI PEMBELAJARAN MESIN

Tim Peneliti:

Yulis Widhiastuti, S.T., M.T.

Dr. Eko Wahyu Abryandoko., S.Pd.,MT

Dibiayai oleh:

Universitas Bojonegoro

Periode 1 Tahun Anggaran 2025/2026

No. Kontrak: 056/LPPM-LIT/UB/XI/2025

UNIVERSITAS BOJONEGORO

2026

HALAMAN PENGESAHAN
LAPORAN PENELITIAN MANDIRI

- 1. Judul Penelitian** : Analisis Jejak Karbon Pada Desain Campuran Beton Menggunakan Model Regresi Pembelajaran Mesin
- 2. Ketua Peneliti**
- a. Nama Peneliti : Yulis Widhiastuti, S.T., M.T.
 - b. NIDN : 07 1304 7601
 - c. Program Studi : Teknik Sipil
 - d. E-mail : yuliswunigoro@gmail.com
 - e. Bidang Keilmuan : Teknik Sipil
- 3. Anggota Peneliti 1**
- a. Nama (Dosen) : Dr. Eko Wahyu Abryandoko., S.Pd.,MT
 - b. NIDN : 07 1011 9102
 - c. Program Studi : Teknik Industri
 - d. E-mail : abryandoko@gmail.com
 - e. Bidang Keilmuan : Rekayasa Sistem Pengembangan Produk
- Anggota Peneliti 2**
- a. Nama (Mahasiswa) : Achmad Safi'i
 - b. NIM : 21222011244
 - c. Program Studi : Teknik Sipil
 - d. E-mail :
 - e. Bidang Keilmuan : Teknik Sipil
4. Jangka Waktu Penelitian : 6 Bulan
6. Lokasi Penelitian : Kecamatan Bojonegoro Kabupaten Bojonegoro
7. Dana Diusulkan : 3.500.000,-

Bojonegoro, 20 Februari 2026

Mengetahui,

Ketua LPPM Universitas Bojonegoro

Ketua Pengusul,

Laily Agustina Rahmawati, S.Si., M.Sc.
NIDN 07 2108 8601



Yulis Widhiastuti, S.T., M.T.
NIDN. 07 1207 9205

KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah ke hadirat Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan hidayahnya maka laporan penelitian yang berjudul: Mengukur Jejak Karbon Pada Desain Scm-Blended Concrete Menggunakan Model Pembelajaran Mesin.

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi salah satu sumbangsih bagi Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Universitas Bojonegoro. Atas selesainya penulisan penelitian ini, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tak terhingga kepada: Yang terhormat Bapak Dekan Fakultas Sains dan Teknik yang telah memberikan ijin dan dukungan dalam penyelesaian proposal penelitian ini.

Pihak-pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis menyelesaikan proposal penelitian ini. Akhirnya, penulis akui hanya dengan kebesaran ALLAH SWT, penulis dapat menyelesaikan proposal penelitian ini. Semoga ALLAH SWT berkenan memberikan balasan atas semua jasa, budi mulia serta amal perbuatan yang telah dicurahkan tersebut sebagai amalan sholeh fiddini wal akhirah, Amin.

Bojonegoro, 20 Februari 2026

Yulis Widhiastuti, S.T., M.T.

ABSTRAK

Sektor konstruksi berkontribusi signifikan terhadap emisi gas rumah kaca global, dengan beton sebagai penyumbang utama akibat produksi semen Portland yang menghasilkan sekitar 8% dari total emisi CO₂ dunia. Penggunaan Supplementary Cementitious Materials (SCM) seperti fly ash, silica fume, dan ground granulated blast furnace slag sebagai substitusi parsial semen telah diakui sebagai strategi kunci untuk mengurangi jejak karbon beton. Namun, hubungan kompleks antara komposisi campuran dan emisi karbon memerlukan pendekatan prediktif yang efisien untuk memfasilitasi evaluasi cepat pada tahap desain awal. Penelitian ini mengembangkan dan mengevaluasi model pembelajaran mesin untuk memprediksi jejak karbon beton berbasis SCM berdasarkan komposisi materialnya. Dataset global yang mencakup 1.456 desain campuran dari 136 publikasi ilmiah di 27 negara digunakan setelah preprocessing dengan metode Interquartile Range (IQR) untuk eliminasi outlier, menghasilkan 1.294 sampel valid. Empat algoritma regresi diuji dan dioptimasi: Support Vector Regression (SVR), Random Forest Regression (RFR), Decision Tree Regression (DTR), dan Gradient Boosting Regression (GBR), dengan hyperparameter tuning melalui 5-fold cross-validation. Hasil menunjukkan bahwa semua model mencapai akurasi prediksi sangat tinggi ($R^2 > 0,998$), dengan GBR menunjukkan performa superior ($R^2 = 0,9996$, RMSE = 1,7452 kg CO₂/m³, MAE = 1,2779 kg CO₂/m³, MAPE = 0,5260%). Analisis cross-validation mengkonfirmasi robustness model dengan Mean $R^2 = 0,9995$ dan deviasi standar minimal (0,0003) untuk GBR. Analisis feature importance mengidentifikasi semen sebagai faktor dominan (>99,8% kontribusi) terhadap prediksi emisi karbon, diikuti oleh superplasticizer dan GGBFS dengan kontribusi minimal. Analisis sensitivitas menunjukkan hubungan linear kuat antara kandungan semen dan emisi karbon (gradien ~0,82 kg CO₂ per kg semen), sementara material lain menunjukkan pengaruh yang sangat kecil. Temuan ini memberikan dasar kuantitatif yang kuat untuk strategi reduksi emisi melalui maksimalisasi substitusi SCM dan menyediakan alat prediktif yang dapat mempercepat inovasi beton berkelanjutan tanpa memerlukan analisis LCA komprehensif untuk setiap variasi campuran.

Kata Kunci: beton; jejak karbon; machine learning; XGBoost; supplementary cementitious materials; Life Cycle Assessment; keberlanjutan; emisi CO₂; desain material berkelanjutan.

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN LAPORAN PENELITIAN MANDIRI.....	2
KATA PENGANTAR.....	3
ABSTRAK	4
DAFTAR ISI.....	5
DAFTAR GAMBAR.....	6
DAFTAR TABEL	7
BAB I PENDAHULUAN.....	8
A. Latar Belakang	8
B. Rumusan Masalah	9
C. Tujuan Penelitian	10
D. Manfaat Penelitian	10
E. Urgensi Penelitian.....	11
BAB II LANDASAN TEORI	12
A. Beton	12
B. Jejak Karbon dalam Siklus Hidup Beton	12
C. Basis Data <i>Life Cycle Assessment</i> (LCA)	13
D. Pembelajaran Mesin dalam Teknik Sipil	13
E. Integrasi Data Komposisi dan Emisi dalam Alur Kerja Komputasi.....	14
F. Penelitian Terdahul.....	14
BAB III METODE PENELITIAN	16
A. Tempat dan Waktu Penelitian	16
B. Alat dan Bahan Penelitian	16
C. Jenis Penelitian	18
D. Identifikasi dan klasifikasi variabel.....	19
E. Alur Penelitian	21
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	22
A. Analisis Korelasi	22
B. Evaluasi Model.....	23
C. Cross Validation	26
D. Feature Importance Analysis	28
E. Sensitivity Analysis.....	29
BAB V KESIMPULAN	32
A. Kesimpulan dan Saran.....	32
DAFTAR PUSTKA.....	34
LAMPIRAN.....	37

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Software VS Code.....	17
Gambar 3. 2 Bahasa Perograman <i>Python</i>	18
Gambar 3. 3 Alur Penelitian	21

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 Jadwal Penelitian	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4. 2 Rencana Anggaran Biaya	Error! Bookmark not defined.
Tabel 5. 1 Luaran Penelitain.....	Error! Bookmark not defined.

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Keberlanjutan sektor konstruksi menjadi isu strategis global di tengah upaya mitigasi perubahan iklim, mengingat bahwa sektor ini menyumbang sekitar 37% dari total emisi gas rumah kaca dunia (UNEP, 2022). Beton, sebagai material paling dominan dalam infrastruktur modern, menjadi fokus utama karena produksi semen Portland—bahan pengikatnya—menghasilkan sekitar 8% dari emisi CO₂ global. Setiap ton semen yang diproduksi melepaskan 800–900 kg CO₂, terutama akibat reaksi dekarbonisasi kalsium karbonat dan konsumsi energi tinggi dalam proses pembakaran. Fakta bahwa semen hanya menyumbang 10–20% dari massa beton namun bertanggung jawab atas 75–90% jejak karbonnya menunjukkan potensi besar untuk reduksi emisi melalui optimasi komposisi campuran. Hal ini memicu keingintahuan peneliti: apakah jejak karbon suatu campuran beton normal dapat diprediksi secara akurat hanya berdasarkan komposisinya, tanpa harus melalui rangkaian pengujian laboratorium yang panjang dan padat sumber daya? Pertanyaan ini muncul dari pengamatan bahwa meskipun pengujian laboratorium tetap esensial sebagai standar validasi kinerja, proses desain awal yang bergantung sepenuhnya pada pendekatan eksperimental bersifat tidak efisien, terutama ketika ingin mengeksplorasi banyak variasi formulasi dengan pertimbangan aspek lingkungan.

Terdapat hubungan deterministik antara proporsi bahan penyusun beton dengan jejak karbon, yang dapat dimodelkan secara matematis dengan memanfaatkan data faktor emisi dari basis data *Life Cycle Assessment* (LCA) seperti *Ecoinvent* atau *ICE Database*. Beberapa penelitian terdahulu telah membuka jalan dalam hal ini; studi oleh Chen et al. (2021) berhasil menggunakan model *Random Forest* dan *XGBoost* untuk memprediksi kuat tekan beton dengan akurasi tinggi ($R^2 > 0,95$), sementara Li et al. (2022) menunjukkan bahwa jaringan saraf tiruan mampu memprediksi sifat mekanis beton ber-SCMs dengan baik. Namun, integrasi langsung antara prediksi kinerja teknis dengan estimasi jejak karbon masih sangat terbatas. Penelitian oleh Fishtik & Garg (2020) dan Khatib (2018) menyoroti pentingnya analisis LCA dalam evaluasi beton rendah karbon, tetapi belum mengintegrasikannya ke dalam alur kerja prediktif berbasis data. Oleh karena itu, penelitian ini penting dilakukan karena memberikan solusi praktis untuk mempercepat transisi menuju desain beton berkelanjutan, terutama di wilayah dengan keterbatasan akses terhadap fasilitas laboratorium skala besar. Dengan membangun model prediktif berbasis

pembelajaran mesin, peneliti ingin membuktikan bahwa estimasi jejak karbon dapat dilakukan secara cepat dan andal pada tahap awal desain, sehingga memungkinkan seleksi awal terhadap formulasi rendah karbon sebelum dilakukan pengujian fisik.

Penelitian ini difokuskan pada beton normal, yaitu beton struktural dengan kuat tekan berkisar antara 20–40 MPa, yang merupakan jenis beton paling umum digunakan dalam proyek konstruksi umum. Batasan penelitian mencakup penggunaan data sekunder dari literatur ilmiah dan basis data LCA terbuka, serta tidak termasuk analisis emisi dari fase penggunaan (*use phase*) dan akhir masa pakai (*end-of-life*) beton. Asumsi utama adalah bahwa faktor emisi untuk setiap bahan bersifat stabil dan representatif untuk konteks regional tertentu, serta bahwa transportasi dari lokasi produksi material ke *batching plant* diasumsikan dalam jarak lokal (<50 km). Pendekatan yang digunakan adalah regresi pembelajaran mesin, dengan input berupa komposisi campuran (kg/m³) dan output berupa jejak karbon (kg CO₂-eq/m³), yang dihitung berdasarkan prinsip *cradle-to-gate* (A1–A3). Model akan dikembangkan menggunakan pustaka *Python*, dan XGBoost, sehingga seluruh proses dapat dilakukan secara komputasional tanpa uji laboratorium.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan menguji model regresi pembelajaran mesin yang mampu memprediksi jejak karbon campuran beton normal dengan akurasi tinggi berdasarkan komposisinya, serta mendemonstrasikan alur kerja *end-to-end* yang sepenuhnya berbasis kode dan dapat direproduksi. Target luaran yang ingin dicapai meliputi model prediktif dengan koefisien determinasi (R^2) > 0,90 terhadap data pengujian, skrip *Python* yang terdokumentasi dengan baik untuk ekstraksi data, pelatihan model, dan prediksi jejak karbon dan analisis sensitivitas yang mengidentifikasi komponen mana yang paling dominan terhadap jejak karbon. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi alat bantu awal bagi peneliti, pendidik, dan praktisi teknik sipil dalam melakukan evaluasi cepat terhadap dampak lingkungan dari berbagai formulasi beton, sehingga mempercepat inovasi material berkelanjutan dan mendukung agenda *net-zero emissions* di sektor konstruksi.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana karakteristik komposisi campuran beton normal (khususnya proporsi semen, air, agregat, dan bahan tambahan semen/SCMs) memengaruhi jejak karbon

berdasarkan prinsip cradle-to-gate, dan dapatkah hubungan ini dimodelkan secara akurat menggunakan pendekatan pembelajaran mesin?

2. Sejauh mana substitusi semen dengan SCMs dalam formulasi beton normal berkontribusi terhadap reduksi jejak karbon, dan bagaimana efektivitas substitusi tersebut dipengaruhi oleh variasi faktor emisi dari basis data material yang berbeda?
3. Dapatkah integrasi data komposisi beton dan faktor emisi dari basis data terbuka diwujudkan dalam alur kerja komputasi berbasis Python sebagai alat bantu kajian awal bagi insinyur sipil untuk mengevaluasi aspek keberlanjutan tanpa menggantikan proses pengujian laboratorium konvensional?

C. Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan model regresi pembelajaran mesin yang mampu memprediksi jejak karbon campuran beton normal berdasarkan komposisi materialnya, dengan memanfaatkan faktor emisi dari basis data LCA terbuka (Ecoinvent dan/atau ICE Database) dalam kerangka cradle-to-gate (A1–A3).
2. Menganalisis pengaruh substitusi semen dengan Bahan Tambahan Semen (SCMs) terhadap reduksi jejak karbon dalam konteks beton normal, serta mengevaluasi sensitivitas hasil prediksi terhadap perbedaan faktor emisi antar basis data.
3. Menghasilkan alur kerja komputasi berbasis Python yang transparan, dapat direproduksi, dan berfungsi sebagai alat bantu awal dalam kajian teknik sipil untuk mengevaluasi keberlanjutan formulasi beton sebelum dilakukan pengujian laboratorium.

D. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memberikan manfaat strategis dalam bidang teknik sipil, khususnya pada aspek perencanaan dan evaluasi keberlanjutan material konstruksi. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai alat bantu awal bagi insinyur sipil dan perencana beton untuk mengevaluasi dampak lingkungan dari berbagai formulasi campuran beton normal secara cepat dan efisien, tanpa harus langsung melakukan pengujian laboratorium yang memakan waktu dan sumber daya. Dengan menyediakan estimasi jejak karbon berbasis komposisi material, penelitian ini mendukung pengambilan keputusan lebih awal dalam proses desain, terutama dalam konteks proyek-proyek yang menekankan aspek *green building* dan pengurangan emisi karbon. Selain itu, integrasi pembelajaran mesin dengan basis data LCA membuka peluang penerapan metode digital dalam pendidikan teknik sipil, sebagai contoh praktis penerapan ilmu data dalam analisis performa material. Secara lebih luas,

alur kerja berbasis *Python* yang dikembangkan dapat direproduksi dan diadaptasi oleh peneliti lain, sehingga berkontribusi terhadap pengembangan metodologi penelitian yang transparan, terbuka, dan berkelanjutan dalam komunitas ilmiah teknik sipil.

E. Urgensi Penelitian

Urgensi penelitian ini muncul dari kebutuhan mendesak untuk mendekarbonisasi sektor konstruksi, yang merupakan salah satu kontributor utama emisi global, sementara permintaan terhadap beton—material paling banyak digunakan di dunia—terus meningkat seiring pertumbuhan infrastruktur. Target *global net-zero emissions* pada tahun 2050, insinyur sipil dan perencana material dituntut tidak hanya memenuhi persyaratan teknis seperti kekuatan dan daya tahan, tetapi juga mempertimbangkan dampak lingkungan sejak tahap awal desain. Namun, ketergantungan berlebihan pada pengujian laboratorium dalam proses eksplorasi formulasi baru menjadi hambatan utama dalam mempercepat adopsi beton berkelanjutan, terutama di wilayah dengan keterbatasan akses terhadap fasilitas pengujian. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan menyediakan pendekatan komputasi yang mampu memberikan estimasi jejak karbon secara instan berdasarkan komposisi, sehingga memungkinkan seleksi awal formulasi rendah karbon sebelum diverifikasi secara eksperimental. Tanpa alat bantu semacam ini, proses inovasi material berkelanjutan akan tetap lambat, tidak efisien, dan kurang responsif terhadap tekanan kebijakan iklim yang semakin ketat. Oleh karena itu, pengembangan model prediktif berbasis data ini bukan hanya relevan secara akademis, tetapi juga krusial secara praktis untuk mempercepat transisi menuju praktik teknik sipil yang selaras dengan prinsip keberlanjutan dan tanggung jawab lingkungan.

BAB II

LANDASAN TEORI

A. Beton

Beton normal adalah jenis beton struktural yang dirancang untuk memiliki kekuatan tekan karakteristik antara 20 MPa hingga 40 MPa pada umur 28 hari, sesuai dengan standar internasional seperti ACI 318 dan SNI 2847:2019. Material penyusun utamanya terdiri atas empat komponen dasar: semen Portland, air, agregat halus (pasir), dan agregat kasar (kerikil atau batu pecah). Komposisi campuran biasanya dinyatakan dalam rasio massa per meter kubik (kg/m^3) atau dalam bentuk rasio air-semen (water-cement ratio, w/c), yang merupakan parameter kunci dalam menentukan kekuatan, daya tahan, dan kerjaan (workability) beton (Mehta & Monteiro, 2021). Rasio w/c yang lebih rendah umumnya menghasilkan beton dengan kekuatan lebih tinggi dan permeabilitas lebih rendah, namun memerlukan aditif plastisizer untuk menjaga kerjaan yang memadai. Dalam konteks keberlanjutan, komposisi ini menjadi fokus utama karena perubahan kecil pada proporsi masing-masing bahan dapat secara signifikan memengaruhi jejak karbon keseluruhan, terutama melalui variabel semen yang menjadi penyumbang terbesar emisi (Fishtik & Garg, 2020).

B. Jejak Karbon dalam Siklus Hidup Beton

Jejak karbon (carbon footprint) adalah ukuran total emisi gas rumah kaca (GRK), dinyatakan dalam satuan karbon dioksida ekuivalen ($\text{kg CO}_2\text{-eq}$), yang dihasilkan selama seluruh siklus hidup suatu produk. Dalam konteks beton, analisis jejak karbon biasanya mengacu pada fase cradle-to-gate (A1–A3), yaitu dari ekstraksi bahan baku, produksi, hingga pengiriman ke lokasi pencampuran, sesuai dengan standar ISO 14040 dan ISO 14044 (ISO, 2020). Komponen yang paling dominan dalam jejak karbon beton adalah semen Portland, yang menyumbang 75–90% dari total emisi, terutama akibat proses kalsinasi kalsium karbonat ($\text{CaCO}_3 \rightarrow \text{CaO} + \text{CO}_2$) dan konsumsi energi fosil dalam kiln (Graedel et al., 2020). Agregat dan air memiliki kontribusi relatif kecil (1–5% dan <1%, masing-masing), sementara aditif kimia seperti superplasticizer berkontribusi sangat kecil namun dapat memengaruhi efisiensi penggunaan semen melalui penurunan rasio w/c. Penilaian jejak karbon tidak dapat dilakukan tanpa data faktor emisi spesifik untuk setiap bahan, yang biasanya diperoleh dari basis data Life Cycle Assessment (LCA) seperti Ecoinvent, ICE Database, atau Environmental Product Declarations (EPDs) (Chen et al., 2021).

C. Basis Data *Life Cycle Assessment* (LCA)

Basis data LCA merupakan koleksi sistematis dari faktor emisi dan konsumsi sumber daya untuk berbagai proses industri, yang digunakan untuk menghitung dampak lingkungan suatu produk sepanjang siklus hidupnya. Dua basis data yang paling relevan dalam konteks beton adalah Ecoinvent dan ICE Database. Ecoinvent, yang dikembangkan di Swiss, menyediakan data process-based yang sangat rinci dan sesuai dengan standar ISO, mencakup variasi geografis dan rantai pasok yang mendalam, namun memerlukan lisensi berbayar dan integrasi melalui platform khusus seperti Brightway2 (Wernet et al., 2023). Di sisi lain, ICE Database (Inventory of Carbon and Energy), yang dikembangkan oleh University of Bath, menyediakan data top-down berbasis rata-rata dari EPD dan studi LCA, dalam format yang mudah diakses dan dimanipulasi secara programatik (CSV/JSON), namun kurang mendetail dalam hal asumsi proses dan regionalisasi (Hammond & Jones, 2020). Perbedaan metodologis antara keduanya dapat menyebabkan variasi faktor emisi hingga 20–50% untuk material yang sama, sehingga pemilihan basis data menjadi variabel kritis dalam studi prediktif (Li et al., 2022). Dalam penelitian ini, penggunaan kedua basis data akan dianalisis secara komparatif untuk mengevaluasi sensitivitas model terhadap sumber data.

D. Pembelajaran Mesin dalam Teknik Sipil

Pembelajaran mesin (machine learning/ML) adalah cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem komputer belajar dari data tanpa diprogram secara eksplisit. Dalam teknik sipil, ML telah berhasil diterapkan untuk memprediksi sifat mekanis beton, seperti kekuatan tekan, kuat tarik, dan ketahanan terhadap korosi, dengan akurasi tinggi ($R^2 > 0,90$) (Chen et al., 2021). Model-model seperti Random Forest, Gradient Boosting Machines (GBM), dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) telah terbukti unggul dalam menangani hubungan non-linear antara komposisi campuran dan respons material, bahkan ketika data bersifat terbatas atau tidak linier (Li et al., 2022). Model Deep Neural Networks (DNN) juga menunjukkan kemampuan prediktif luar biasa, terutama dalam menangkap interaksi kompleks antar variabel. Keunggulan utama pendekatan ini adalah kemampuannya untuk membangun model prediktif tanpa memerlukan asumsi fisik atau kimia yang ketat, sehingga sangat cocok untuk aplikasi di bidang material yang kompleks seperti beton. Penelitian terdahulu telah membuktikan bahwa ML mampu menggantikan beberapa tahap eksperimen dalam desain beton, khususnya dalam fase eksplorasi awal, sehingga mempercepat inovasi material berkelanjutan (Fishtik & Garg, 2020).

E. Integrasi Data Komposisi dan Emisi dalam Alur Kerja Komputasi

Integrasi antara data komposisi beton dan faktor emisi dari basis data LCA ke dalam satu alur kerja komputasi merupakan pendekatan baru yang belum banyak dieksplorasi secara sistematis dalam literatur teknik sipil. Dengan memanfaatkan pustaka Python seperti Pandas untuk pengolahan data, NumPy untuk perhitungan vektor, Scikit-learn untuk pelatihan model regresi, dan Brightway2 atau eksternal API untuk ekstraksi faktor emisi, seluruh proses—dari pengambilan data, perhitungan emisi total berdasarkan rumus linear

$$CF_{total} = \sum_{i=1}^n (m_i \times CO_{2i})$$

hingga pelatihan model prediktif—dapat diotomatiskan (Wernet et al., 2023). Pendekatan ini memungkinkan pengembangan alat yang tidak hanya akurat, tetapi juga transparan, dapat direproduksi, dan sesuai dengan prinsip open science. Alur kerja ini tidak bertujuan menggantikan pengujian laboratorium, melainkan memperkuat proses desain dengan memberikan estimasi awal yang berbasis data, sehingga memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cepat dan berbasis bukti dalam konteks teknik sipil berkelanjutan, sejalan dengan tren digitalisasi dalam rekayasa material (Chen et al., 2021; Li et al., 2022).

F. Penelitian Terdahul

Beberapa penelitian terdahulu telah mengeksplorasi penerapan pembelajaran mesin dalam prediksi kinerja beton dan analisis jejak karbon, namun integrasi langsung antara data komposisi campuran dengan basis data LCA untuk menghasilkan model prediktif berbasis kode masih terbatas. Chen et al. (2021) berhasil mengembangkan model XGBoost dan Random Forest untuk memprediksi kuat tekan beton ber-SCMs dengan akurasi tinggi ($R^2 > 0,95$), menggunakan dataset dari repositori UCI Machine Learning. Studi ini membuktikan bahwa pendekatan ML mampu menangkap hubungan non-linear antara proporsi semen, fly ash, slag, dan rasio air-semen terhadap kekuatan beton, serta menyarankan penggunaan teknik interpretasi model seperti SHAP untuk identifikasi fitur dominan. Namun, aspek lingkungan tidak diintegrasikan dalam model tersebut. Sejalan dengan itu, Li et al. (2022) melakukan studi komparatif terhadap beberapa algoritma ML termasuk *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Gradient Boosting* untuk memprediksi sifat mekanis beton geopolimer dan beton berbahan tambahan. Hasilnya menunjukkan bahwa ANN memberikan performa terbaik dengan R^2 mencapai 0,94 untuk kuat tekan, sekaligus membuka potensi penggunaan model deep learning dalam pemodelan material kompleks.

Meskipun demikian, penelitian ini fokus pada aspek teknis dan belum menyentuh perhitungan emisi karbon secara sistematis.

Fishtik & Garg (2020) melakukan analisis LCA menyeluruh terhadap berbagai formulasi beton rendah karbon, menyoroti bahwa substitusi 30–50% semen dengan SCMs dapat mengurangi emisi hingga 40–50%. Namun, pendekatan yang digunakan bersifat deterministik manual, tanpa adopsi model prediktif. Penelitian ini menjadi dasar penting dalam memahami kontribusi relatif masing-masing bahan terhadap jejak karbon, tetapi belum mengotomatiskan proses perhitungannya. Studi oleh Khatib (2021) dalam *Handbook of Low Carbon Concrete* juga menekankan pentingnya digitalisasi dalam desain beton berkelanjutan, termasuk penggunaan simulasi dan model data-driven. Namun, buku ini lebih bersifat konseptual dan tidak menyajikan implementasi alur kerja komputasi yang lengkap. Wernet et al. (2023) menjelaskan evolusi metodologi dalam database ecoinvent versi 3, termasuk alokasi dan regionalisasi data, yang sangat relevan untuk memastikan validitas faktor emisi dalam konteks lokal. Namun, integrasi programatik antara ecoinvent dan model prediktif ML masih jarang dilakukan dalam literatur teknik sipil.

Secara keseluruhan, meskipun telah ada kemajuan signifikan dalam prediksi kinerja beton menggunakan ML dan analisis LCA terpisah, belum ada penelitian yang secara eksplisit mengintegrasikan data komposisi beton, faktor emisi dari basis data LCA terbuka, dan model regresi ML ke dalam satu alur kerja berbasis Python yang sepenuhnya otomatis dan dapat direproduksi untuk memprediksi jejak karbon beton normal. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan membangun model prediktif yang tidak hanya akurat, tetapi juga transparan, efisien, dan dirancang sebagai alat bantu awal bagi insinyur sipil dalam evaluasi keberlanjutan formulasi beton, tanpa menggantikan peran pengujian laboratorium.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Laboratorium Teknik Sipil Program Studi Teknik Sipil Universitas Bojonegoro. Penelitian dikerjakan untuk mengembangkan dan menguji model regresi pembelajaran mesin yang mampu memprediksi jejak karbon campuran beton normal dengan akurasi tinggi berdasarkan komposisinya, serta mendemonstrasikan alur kerja end-to-end yang sepenuhnya berbasis kode dan dapat direproduksi. dengan waktu Penelitian dimulai bulan November 2025 sampai selesai.

B. Alat dan Bahan Penelitian

Alat dan bahan dalam penelitian ini menggunakan software untuk pemrograman, pengujian dan berbagai komponen utama pembentuk beton, baik bahan semen dan aditif maupun agregat dan air pencampur. Adapun penjelasan masing-masing material adalah sebagai berikut:

1. Alat Penelitian

Peralatan yang digunakan pada penelitian menggunakan perangkat lunak untuk pemrograman dan pengujian. Peralatan perangkat lunak yang digunakan dalam perancangan sebagai berikut:

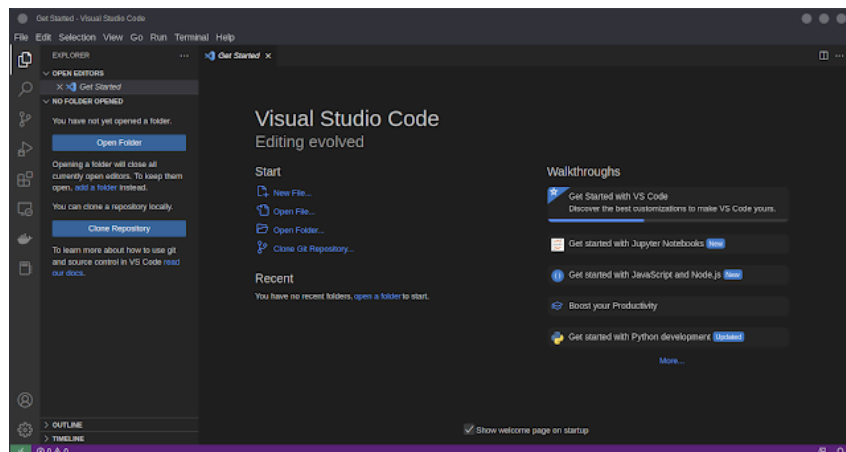
a. Visual Studio Code

Penelitian ini, perangkat lunak yang digunakan untuk membantu proses pemrograman dan analisis data adalah *Visual Studio Code (VS Code)*. *VS Code* merupakan editor kode sumber lintas platform yang dikembangkan oleh *Microsoft* dan bersifat gratis, ringan, serta mendukung berbagai bahasa pemrograman, termasuk *Python*. *VS Code* dipilih karena kemampuannya yang fleksibel dan efisien dalam mendukung pengembangan program, khususnya dalam implementasi algoritma machine learning. Perangkat lunak ini dilengkapi berbagai fitur unggulan yang sangat membantu dalam proses penelitian, antara lain terminal terintegrasi, manajemen file proyek yang sistematis, serta kemampuan integrasi dengan kontrol versi seperti *Git* untuk pencatatan perubahan kode.

Salah satu keunggulan utama dari *VS Code* adalah kemampuannya untuk menginstal ekstensi tambahan, seperti ekstensi *Python* dan *Jupyter*. Ekstensi *Python*

memungkinkan pengguna menulis, menjalankan, dan *debuging* kode *Python* secara langsung dari editor, serta mendapatkan fitur *IntelliSense* yang membantu melengkapi sintaks secara otomatis. Sementara itu, integrasi *Jupyter Notebook* memungkinkan pengguna menjalankan file *.ipynb* secara interaktif di dalam *VS Code* tanpa perlu membuka aplikasi terpisah. Hal ini sangat berguna dalam proses eksplorasi data, visualisasi hasil, dan dokumentasi eksperimen secara terstruktur.

Berbagai fitur yang dimilikinya, *VS Code* digunakan dalam seluruh tahap analisis, mulai dari pra-pemrosesan data, pelatihan model klasifikasi, evaluasi kinerja model, hingga visualisasi hasil dalam bentuk grafik. Penggunaan *Visual Studio Code* dalam penelitian ini memberikan efisiensi kerja yang tinggi, kemudahan dalam pelacakan eksperimen, serta mendukung transparansi dan reproduibilitas hasil penelitian.



Gambar 3. 1 Software VS Code

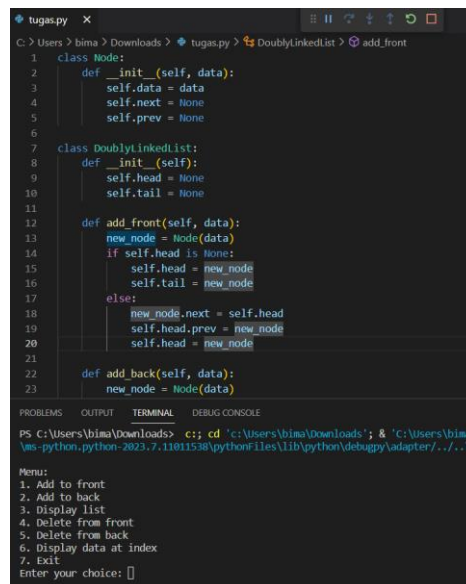
b. *Python*

Bahasa pemrograman yang digunakan untuk membangun dan menjalankan model klasifikasi adalah *Python*. *Python* merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang bersifat *open-source*, mudah dibaca, dan memiliki sintaks yang sederhana namun kuat. *Python* sangat populer di kalangan ilmuwan data dan peneliti karena memiliki berbagai pustaka (*library*) yang mendukung proses analisis data dan *machine learning* secara efisien dan terstruktur. Dalam konteks penelitian ini, *Python* digunakan untuk melakukan proses *preprocessing* data, pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma *ensemble learning* evaluasi kinerja model, serta visualisasi data dan hasil klasifikasi.

Beberapa pustaka utama yang digunakan dalam implementasi model klasifikasi meliputi *NumPy*, *Pandas*, *Scikit-learn*, dan *Matplotlib*. *NumPy* digunakan untuk

melakukan operasi numerik, sementara *Pandas* digunakan untuk manipulasi dan analisis data berbasis tabel. *Scikit-learn* berperan sebagai pustaka utama dalam membangun dan melatih model *machine learning* serta menyediakan berbagai metode evaluasi dan akurasi. Untuk visualisasi data, digunakan *Matplotlib* yang memungkinkan pembuatan grafik dan diagram secara fleksibel.

Kemampuan *Python* dalam mengintegrasikan seluruh proses analisis data, mulai dari pengolahan hingga visualisasi, menjadikannya alat yang sangat penting dalam penelitian ini. Selain itu, *Python* juga mendukung lingkungan interaktif seperti *Jupyter Notebook* yang memudahkan peneliti untuk menulis, menjalankan, dan mendokumentasikan kode secara bersamaan dalam satu antarmuka yang mudah diakses. Dengan semua keunggulan tersebut, *Python* berperan sebagai fondasi utama dalam pelaksanaan analisis data dan implementasi model klasifikasi pada penelitian ini.



```

tugas.py x
C:\Users\bima> Downloads > tugas.py > DoublyLinkedList > add_front
1 class Node:
2     def __init__(self, data):
3         self.data = data
4         self.next = None
5         self.prev = None
6
7 class DoublyLinkedList:
8     def __init__(self):
9         self.head = None
10        self.tail = None
11
12    def add_front(self, data):
13        new_node = Node(data)
14        if self.head is None:
15            self.head = new_node
16            self.tail = new_node
17        else:
18            new_node.next = self.head
19            self.head.prev = new_node
20            self.head = new_node
21
22    def add_back(self, data):
23        new_node = Node(data)
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65
66
67
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100
101
102
103
104
105
106
107
108
109
110
111
112
113
114
115
116
117
118
119
120
121
122
123
124
125
126
127
128
129
130
131
132
133
134
135
136
137
138
139
140
141
142
143
144
145
146
147
148
149
150
151
152
153
154
155
156
157
158
159
160
161
162
163
164
165
166
167
168
169
170
171
172
173
174
175
176
177
178
179
180
181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203
204
205
206
207
208
209
210
211
212
213
214
215
216
217
218
219
220
221
222
223
224
225
226
227
228
229
230
231
232
233
234
235
236
237
238
239
240
241
242
243
244
245
246
247
248
249
250
251
252
253
254
255
256
257
258
259
260
261
262
263
264
265
266
267
268
269
270
271
272
273
274
275
276
277
278
279
280
281
282
283
284
285
286
287
288
289
290
291
292
293
294
295
296
297
298
299
300
301
302
303
304
305
306
307
308
309
310
311
312
313
314
315
316
317
318
319
320
321
322
323
324
325
326
327
328
329
330
331
332
333
334
335
336
337
338
339
340
341
342
343
344
345
346
347
348
349
350
351
352
353
354
355
356
357
358
359
360
361
362
363
364
365
366
367
368
369
370
371
372
373
374
375
376
377
378
379
380
381
382
383
384
385
386
387
388
389
390
391
392
393
394
395
396
397
398
399
400
401
402
403
404
405
406
407
408
409
410
411
412
413
414
415
416
417
418
419
420
421
422
423
424
425
426
427
428
429
430
431
432
433
434
435
436
437
438
439
440
441
442
443
444
445
446
447
448
449
450
451
452
453
454
455
456
457
458
459
460
461
462
463
464
465
466
467
468
469
470
471
472
473
474
475
476
477
478
479
480
481
482
483
484
485
486
487
488
489
490
491
492
493
494
495
496
497
498
499
500
501
502
503
504
505
506
507
508
509
510
511
512
513
514
515
516
517
518
519
520
521
522
523
524
525
526
527
528
529
530
531
532
533
534
535
536
537
538
539
540
541
542
543
544
545
546
547
548
549
550
551
552
553
554
555
556
557
558
559
560
561
562
563
564
565
566
567
568
569
570
571
572
573
574
575
576
577
578
579
580
581
582
583
584
585
586
587
588
589
590
591
592
593
594
595
596
597
598
599
600
601
602
603
604
605
606
607
608
609
610
611
612
613
614
615
616
617
618
619
620
621
622
623
624
625
626
627
628
629
630
631
632
633
634
635
636
637
638
639
640
641
642
643
644
645
646
647
648
649
650
651
652
653
654
655
656
657
658
659
660
661
662
663
664
665
666
667
668
669
670
671
672
673
674
675
676
677
678
679
680
681
682
683
684
685
686
687
688
689
690
691
692
693
694
695
696
697
698
699
700
701
702
703
704
705
706
707
708
709
710
711
712
713
714
715
716
717
718
719
720
721
722
723
724
725
726
727
728
729
730
731
732
733
734
735
736
737
738
739
740
741
742
743
744
745
746
747
748
749
750
751
752
753
754
755
756
757
758
759
760
761
762
763
764
765
766
767
768
769
770
771
772
773
774
775
776
777
778
779
780
781
782
783
784
785
786
787
788
789
790
791
792
793
794
795
796
797
798
799
800
801
802
803
804
805
806
807
808
809
810
811
812
813
814
815
816
817
818
819
820
821
822
823
824
825
826
827
828
829
830
831
832
833
834
835
836
837
838
839
840
841
842
843
844
845
846
847
848
849
850
851
852
853
854
855
856
857
858
859
860
861
862
863
864
865
866
867
868
869
870
871
872
873
874
875
876
877
878
879
880
881
882
883
884
885
886
887
888
889
890
891
892
893
894
895
896
897
898
899
900
901
902
903
904
905
906
907
908
909
910
911
912
913
914
915
916
917
918
919
920
921
922
923
924
925
926
927
928
929
930
931
932
933
934
935
936
937
938
939
940
941
942
943
944
945
946
947
948
949
950
951
952
953
954
955
956
957
958
959
960
961
962
963
964
965
966
967
968
969
970
971
972
973
974
975
976
977
978
979
980
981
982
983
984
985
986
987
988
989
990
991
992
993
994
995
996
997
998
999
1000
1001
1002
1003
1004
1005
1006
1007
1008
1009
1010
1011
1012
1013
1014
1015
1016
1017
1018
1019
1020
1021
1022
1023
1024
1025
1026
1027
1028
1029
1030
1031
1032
1033
1034
1035
1036
1037
1038
1039
1040
1041
1042
1043
1044
1045
1046
1047
1048
1049
1050
1051
1052
1053
1054
1055
1056
1057
1058
1059
1060
1061
1062
1063
1064
1065
1066
1067
1068
1069
1070
1071
1072
1073
1074
1075
1076
1077
1078
1079
1080
1081
1082
1083
1084
1085
1086
1087
1088
1089
1090
1091
1092
1093
1094
1095
1096
1097
1098
1099
1100
1101
1102
1103
1104
1105
1106
1107
1108
1109
1110
1111
1112
1113
1114
1115
1116
1117
1118
1119
1120
1121
1122
1123
1124
1125
1126
1127
1128
1129
1130
1131
1132
1133
1134
1135
1136
1137
1138
1139
1140
1141
1142
1143
1144
1145
1146
1147
1148
1149
1150
1151
1152
1153
1154
1155
1156
1157
1158
1159
1160
1161
1162
1163
1164
1165
1166
1167
1168
1169
1170
1171
1172
1173
1174
1175
1176
1177
1178
1179
1180
1181
1182
1183
1184
1185
1186
1187
1188
1189
1190
1191
1192
1193
1194
1195
1196
1197
1198
1199
1200
1201
1202
1203
1204
1205
1206
1207
1208
1209
1210
1211
1212
1213
1214
1215
1216
1217
1218
1219
1220
1221
1222
1223
1224
1225
1226
1227
1228
1229
1230
1231
1232
1233
1234
1235
1236
1237
1238
1239
1240
1241
1242
1243
1244
1245
1246
1247
1248
1249
1250
1251
1252
1253
1254
1255
1256
1257
1258
1259
1260
1261
1262
1263
1264
1265
1266
1267
1268
1269
1270
1271
1272
1273
1274
1275
1276
1277
1278
1279
1280
1281
1282
1283
1284
1285
1286
1287
1288
1289
1290
1291
1292
1293
1294
1295
1296
1297
1298
1299
1300
1301
1302
1303
1304
1305
1306
1307
1308
1309
1310
1311
1312
1313
1314
1315
1316
1317
1318
1319
1320
1321
1322
1323
1324
1325
1326
1327
1328
1329
1330
1331
1332
1333
1334
1335
1336
1337
1338
1339
1340
1341
1342
1343
1344
1345
1346
1347
1348
1349
1350
1351
1352
1353
1354
1355
1356
1357
1358
1359
1360
1361
1362
1363
1364
1365
1366
1367
1368
1369
1370
1371
1372
1373
1374
1375
1376
1377
1378
1379
1380
1381
1382
1383
1384
1385
1386
1387
1388
1389
1390
1391
1392
1393
1394
1395
1396
1397
1398
1399
1400
1401
1402
1403
1404
1405
1406
1407
1408
1409
1410
1411
1412
1413
1414
1415
1416
1417
1418
1419
1420
1421
1422
1423
1424
1425
1426
1427
1428
1429
1430
1431
1432
1433
1434
1435
1436
1437
1438
1439
1440
1441
1442
1443
1444
1445
1446
1447
1448
1449
1450
1451
1452
1453
1454
1455
1456
1457
1458
1459
1460
1461
1462
1463
1464
1465
1466
1467
1468
1469
1470
1471
1472
1473
1474
1475
1476
1477
1478
1479
1480
1481
1482
1483
1484
1485
1486
1487
1488
1489
1490
1491
1492
1493
1494
1495
1496
1497
1498
1499
1500
1501
1502
1503
1504
1505
1506
1507
1508
1509
1510
1511
1512
1513
1514
1515
1516
1517
1518
1519
1520
1521
1522
1523
1524
1525
1526
1527
1528
1529
1530
1531
1532
1533
1534
1535
1536
1537
1538
1539
1540
1541
1542
1543
1544
1545
1546
1547
1548
1549
1550
1551
1552
1553
1554
1555
1556
1557
1558
1559
1560
1561
1562
1563
1564
1565
1566
1567
1568
1569
1570
1571
1572
1573
1574
1575
1576
1577
1578
1579
1580
1581
1582
1583
1584
1585
1586
1587
1588
1589
1590
1591
1592
1593
1594
1595
1596
1597
1598
1599
1600
1601
1602
1603
1604
1605
1606
1607
1608
1609
1610
1611
1612
1613
1614
1615
1616
1617
1618
1619
1620
1621
1622
1623
1624
1625
1626
1627
1628
1629
1630
1631
1632
1633
1634
1635
1636
1637
1638
1639
1640
1641
1642
1643
1644
1645
1646
1647
1648
1649
1650
1651
1652
1653
1654
1655
1656
1657
1658
1659
1660
1661
1662
1663
1664
1665
1666
1667
1668
1669
1670
1671
1672
1673
1674
1675
1676
1677
1678
1679
1680
1681
1682
1683
1684
1685
1686
1687
1688
1689
1690
1691
1692
1693
1694
1695
1696
1697
1698
1699
1700
1701
1702
1703
1704
1705
1706
1707
1708
1709
1710
1711
1712
1713
1714
1715
1716
1717
1718
1719
1720
1721
1722
1723
1724
1725
1726
1727
1728
1729
1730
1731
1732
1733
1734
1735
1736
1737
1738
1739
1740
1741
1742
1743
1744
1745
1746
1747
1748
1749
1750
1751
1752
1753
1754
1755
1756
1757
1758
1759
1760
1761
1762
1763
1764
1765
1766
1767
1768
1769
1770
1771
1772
1773
1774
1775
1776
1777
1778
1779
1780
1781
1782
1783
1784
1785
1786
1787
1788
1789
1790
1791
1792
1793
1794
1795
1796
1797
1798
1799
1800
1801
1802
1803
1804
1805
1806
1807
1808
1809
1810
1811
1812
1813
1814
1815
1816
1817
1818
1819
1820
1821
1822
1823
1824
1825
1826
1827
1828
1829
1830
1831
1832
1833
1834
1835
1836
1837
1838
1839
1840
1841
1842
1843
1844
1845
1846
1847
1848
1849
1850
1851
1852
1853
1854
1855
1856
1857
1858
1859
1860
1861
1862
1863
1864
1865
1866
1867
1868
1869
1870
1871
1872
1873
1874
1875
1876
1877
1878
1879
1880
1881
1882
1883
1884
1885
1886
1887
1888
1889
1890
1891
1892
1893
1894
1895
1896
1897
1898
1899
1900
1901
1902
1903
1904
1905
1906
1907
1908
1909
1910
1911
1912
1913
1914
1915
1916
1917
1918
1919
1920
1921
1922
1923
1924
1925
1926
1927
1928
1929
1930
1931
1932
1933
1934
1935
1936
1937
1938
1939
1940
1941
1942
1943
1944
1945
1946
1947
1948
1949
1950
1951
1952
1953
1954
1955
1956
1957
1958
1959
1960
1961
1962
1963
1964
1965
1966
1967
1968
1969
1970
1971
1972
1973
1974
1975
1976
1977
1978
1979
1980
1981
1982
1983
1984
1985
1986
1987
1988
1989
1990
1991
1992
1993
1994
1995
1996
1997
1998
1999
2000
2001
2002
2003
2004
2005
2006
2007
2008
2009
2010
2011
2012
2013
2014
2015
2016
2017
2018
2019
2020
2021
2022
2023
2024
2025
2026
2027
2028
2029
2030
2031
2032
2033
2034
2035
2036
2037
2038
2039
2040
2041
2042
2043
2044
2045
2046
2047
2048
2049
2050
2051
2052
2053
2054
2055
2056
2057
2058
2059
2060
2061
2062
2063
2064
2065
2066
2067
2068
2069
2070
2071
2072
2073
2074
2075
2076
2077
2078
2079
2080
2081
2082
2083
2084
2085
2086
2087
2088
2089
2090
2091
2092
2093
2094
2095
2096
2097
2098
2099
2100
2101
2102
2103
2104
2105
2106
2107
2108
2109
2110
2111
2112
2113
2114
2115
2116
2117
2118
2119
2120
2121
2122
2123
2124
2125
2126
2127
2128
2129
2130
2131
2132
2133
2134
2135
2136
2137
2138
2139
2140
2141
2142
2143
2144
2145
2146
2147
2148
2149
2150
2151
2152
2153
2154
2155
2156
2157
2158
2159
2160
2161
2162
2163
2164
2165
2166
2167
2168
2169
2170
2171
2172
2173
2174
2175
2176
2177
2178
2179
2180
2181
2182
2183
2184
2185
2186
2187
2188
2189
2190
2191
2192
2193
2194
2195
2196
2197
2198
2199
2200
2201
2202
2203
2204
2205
2206
2207
2208
2209
2210
2211
2212
2213
2214
2215
2216
2217
2218
2219
2220
2221
2222
2223
2224
2225
2226
2227
2228
2229
2230
2231
2232
2233
2234
2235
2236
2237
2238
2239
2240
2241
2242
2243
2244
2245
2246
2247
2248
2249
2250
2251
2252
2253
2254
2255
2256
2257
2258
2259
2260
2261
2262
2263
2264
2265
2266
2267
2268
2269
2270
2271
2272
2273
2274
2275
2276
2277
2278
2279
2280
2281
2282
2283
2284
2285
2286
2287
2288
2289
2290
2291
2292
2293
2294
2295
2296
2297
2298
2299
2300
2301
2302
2303
2304
2305
2306
2307
2308
2309
2310
2311
2312
2313
2314
2315
2316
2317
2318
2319
2320
2321
2322
2323
2324
2325
2326
2327
2328
2329
2330
2331
2332
2333
2334
2335
2336
2337
2338
2339
2340
2341
2342
2343
2344
2345
2346
2347
2348
2349
2350
2351
2352
2353
2354
2355
2356
2357
2358
2359
2360
2361
2362
2363
2364
2365
2366
2367
2368
2369
2370
2371
2372
2373
2374
2375
2376
2377
2378
2379
2380
2381
2382
2383
2384
2385
2386
2387
2388
2389
2390
2391
2392
2393
2394
2395
2396
2397
2398
2399
2400
2401
2402
2403
2404
2405
2406
2407
2408
2409
2410
2411
2412
2413
2414
2415
2416
2417
2418
2419
2420
2421
2422
2423
2424
2425
2426
2427
2428
2429
2430
2431
2432
2433
2434
2435
2436
2437
2438
2439
2440
2441
2442
2443
2444
2445
2446
2447
2448
2449
2450
2451
2452
2453
2454
2455
2456
2457
2458
2459
2460
2461
2462
2463
2464
2465
2466
2467
2468
2469
2470
2471
2472
2473
2474
2475
2476
2477
2478
2479
2480
2481
2482
2483
2484
2485
2486
2487
2488
2489
2490
2491
2492
2493
2494
2495
2496
2497
2498
2499
2500
2501
2502
2503
2504
2505
2506
2507
2508
2509
2510
2511
2512
2513
2514
2515
2516
2517
2518
2519
2520
2521
2522
2523
2524
2525
2526
2527
2528
2529
2530
2531
2532
2533
2534
2535
2536
2537
2538
2539
2540
2541
2542
2543
2544
2545
2546
2547
2548
2549
2550
2551
2552
2553
2554
2555
2556
2557
2558
2559
2560
2561
2562
2563
2564
2565
2566
2567
2568
2569
2570
2571
2572
2573
2574
2575
2576
2577
2578
2579
2580
2581
2582
2583
2584
2585
2586
2587
2588
2589
2590
2591
2592
2593
2594
2595
2596
2597
2598
2599
2600
```

Penelitian ini juga bersifat aplikatif dan interdisipliner, karena menggabungkan konsep-konsep dari teknik sipil (komposisi beton, siklus hidup material), ilmu lingkungan (analisis jejak karbon berbasis LCA), dan ilmu komputer (pembelajaran mesin, pemrograman Python). Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya bertujuan untuk memperoleh pemahaman teoretis, tetapi juga untuk menghasilkan sebuah alat praktis berbasis perangkat lunak yang dapat digunakan secara langsung oleh peneliti dan praktisi teknik sipil dalam tahap awal desain material berkelanjutan.

Karakteristik utama penelitian ini adalah reproduktibilitas dan otomatisasi: seluruh proses, mulai dari pengumpulan data, ekstraksi faktor emisi, preprocessing, pelatihan model, hingga validasi prediksi, dilakukan secara terstruktur dan berbasis kode dalam lingkungan Python. Oleh karena itu, penelitian ini tidak mengandalkan pengujian fisik, tetapi mengandalkan validasi statistik terhadap model yang dihasilkan, dengan membandingkan hasil prediksi terhadap nilai referensi dari basis data LCA sebagai ground truth.

D. Identifikasi dan klasifikasi variabel

Variabel penelitian diklasifikasikan berdasarkan peranannya dalam proses pelatihan model, yaitu sebagai variabel independen, dependen, dan kontrol.

1. Variabel Dependen (Target)

Variabel independen dalam penelitian ini terdiri atas komponen-komponen penyusun campuran beton normal yang berperan sebagai input untuk model pembelajaran mesin. Setiap variabel dinyatakan dalam satuan massa per meter kubik (kg/m^3), mencerminkan proporsi material dalam formulasi beton. Variabel-variabel tersebut meliputi: massa semen Portland, massa Bahan Tambahan Semen (SCMs) seperti abu terbang (fly ash), slag granular yang digiling (GGBFS), dan silika fume (jika tersedia), massa agregat halus (pasir), massa agregat kasar (kerikil atau batu pecah), massa air, serta massa aditif kimia seperti superplasticizer (jika tercantum dalam data). Selain variabel massa absolut, fitur turunan yang relevan secara teknik sipil juga dimasukkan sebagai variabel independen tambahan, yaitu rasio air-semen (w/c), persentase substitusi semen oleh SCMs, dan rasio total agregat terhadap semen. Fitur-fitur ini dipilih karena mampu merepresentasikan interaksi antar bahan yang memengaruhi baik kinerja teknis maupun jejak karbon beton.

2. Variabel Independen (Fitur/Parameter Input)

Variabel dependan dalam penelitian ini adalah jejak karbon campuran beton, yang dinyatakan dalam satuan kilogram CO₂-eq per meter kubik (kg CO₂-eq/m³). Nilai ini merupakan hasil akhir dari perhitungan LCA fase cradle-to-gate (A1–A3), di mana emisi dari setiap komponen dijumlahkan berdasarkan rumus linear:

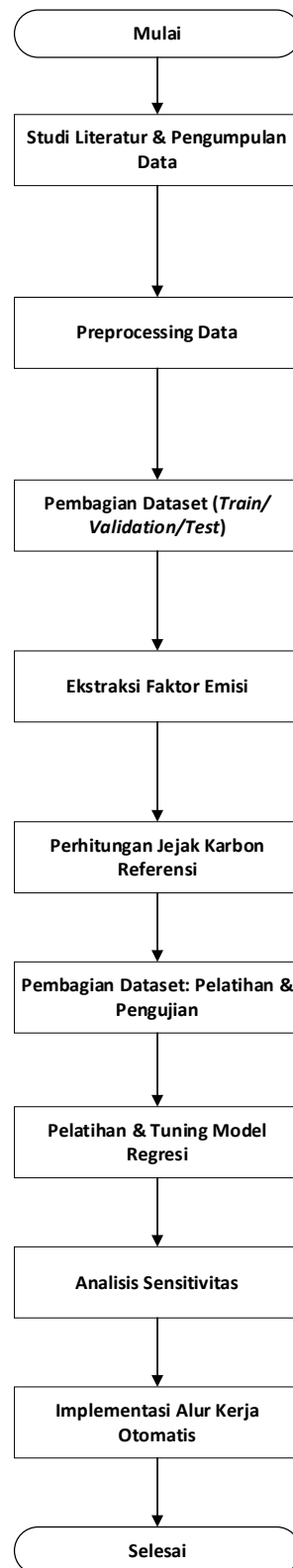
$$CF_{total} = \sum_{i=1}^n (m_i \times CO_{2i})$$

dengan m_i sebagai massa komponen ke- i dan CO_{2i} sebagai faktor emisi karbon spesifik dari basis data LCA. Variabel ini menjadi target prediksi utama model pembelajaran mesin, yang akan dilatih untuk mempelajari hubungan non-linear antara kombinasi variabel independen dengan nilai jejak karbon yang dihasilkan.

3. Variabel Kontrol

Untuk menjaga konsistensi, validitas internal, dan fokus penelitian, beberapa variabel dikendalikan atau diasumsikan tetap selama proses pengembangan dan evaluasi model. Pertama, jenis beton dibatasi hanya pada beton normal dengan kuat tekan 20–40 MPa, mengesampingkan beton berkekuatan tinggi, beton ringan, atau beton geopolimer. Kedua, sistem batas analisis dibatasi pada fase cradle-to-gate (A1–A3), tidak termasuk emisi dari transportasi jarak jauh, konstruksi, penggunaan, maupun akhir masa pakai struktur. Ketiga, basis data emisi yang digunakan dibatasi pada satu atau dua sumber terbuka yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu Ecoinvent v3.9 dan/atau ICE Database v4.0, untuk menghindari variasi sistematis akibat perbedaan metodologi antar database. Keempat, jarak transportasi dari lokasi produksi material ke batching plant diasumsikan lokal (<50 km) dan tidak divariasikan secara eksplisit, atau jika dimasukkan, menggunakan nilai tetap. Kelima, kondisi produksi regional seperti campuran listrik nasional atau efisiensi pabrik tidak diperhitungkan secara dinamis, kecuali dalam analisis sensitivitas tambahan. Dengan penetapan variabel kontrol yang jelas, penelitian ini dapat memastikan bahwa prediksi jejak karbon yang dihasilkan oleh model benar-benar mencerminkan pengaruh dari komposisi campuran, bukan dari fluktuasi eksternal yang tidak relevan dengan tujuan desain awal.

E. Alur Penelitian

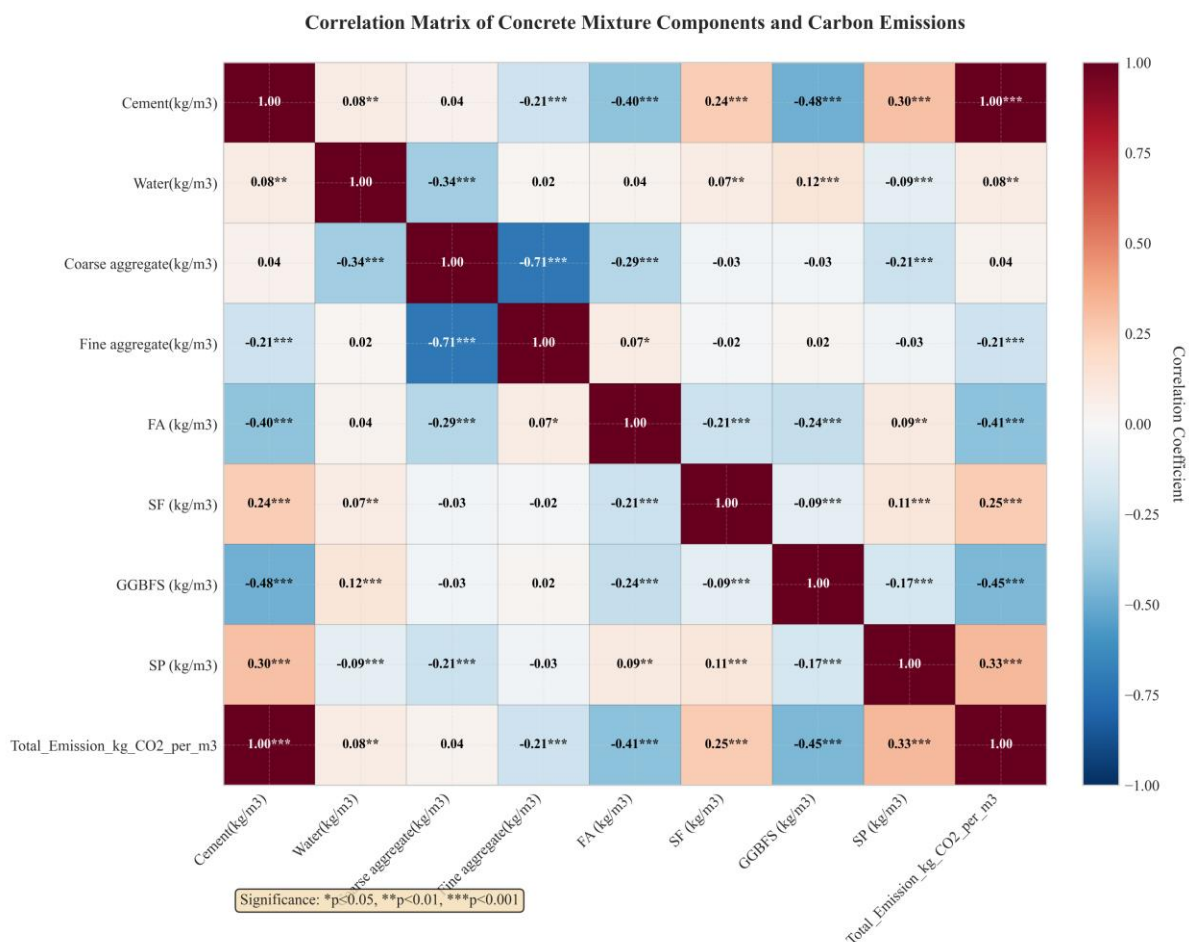


Gambar 3. 3 Alur Penelitian

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Korelasi

Analisis korelasi dilakukan untuk mengidentifikasi dan mengkuantifikasi hubungan linier antara parameter campuran material beton dan emisi karbon yang dihasilkan. Koefisien korelasi Pearson (r) dipilih sebagai metode statistik utama karena kemampuannya dalam mengukur kekuatan dan arah hubungan linier antara dua variabel kontinu. Dalam konteks teknik sipil, pemahaman korelasi ini sangat penting untuk mengidentifikasi material mana yang paling berkontribusi terhadap emisi karbon dalam produksi beton, sehingga dapat dioptimasi untuk mencapai desain campuran yang lebih berkelanjutan. Signifikansi statistik dari setiap koefisien korelasi dievaluasi melalui uji hipotesis dua sisi dengan menghitung nilai-p (p -value). Tingkat signifikansi ditetapkan pada tiga level: $p < 0,05$ (*) untuk signifikansi rendah, $p < 0,01$ (**) untuk signifikansi sedang, dan $p < 0,001$ (***) untuk signifikansi tinggi.



Gambar 1 Matriks Korelasi Pearson Parameter Campuran Beton dan Emisi Karbon (* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$)

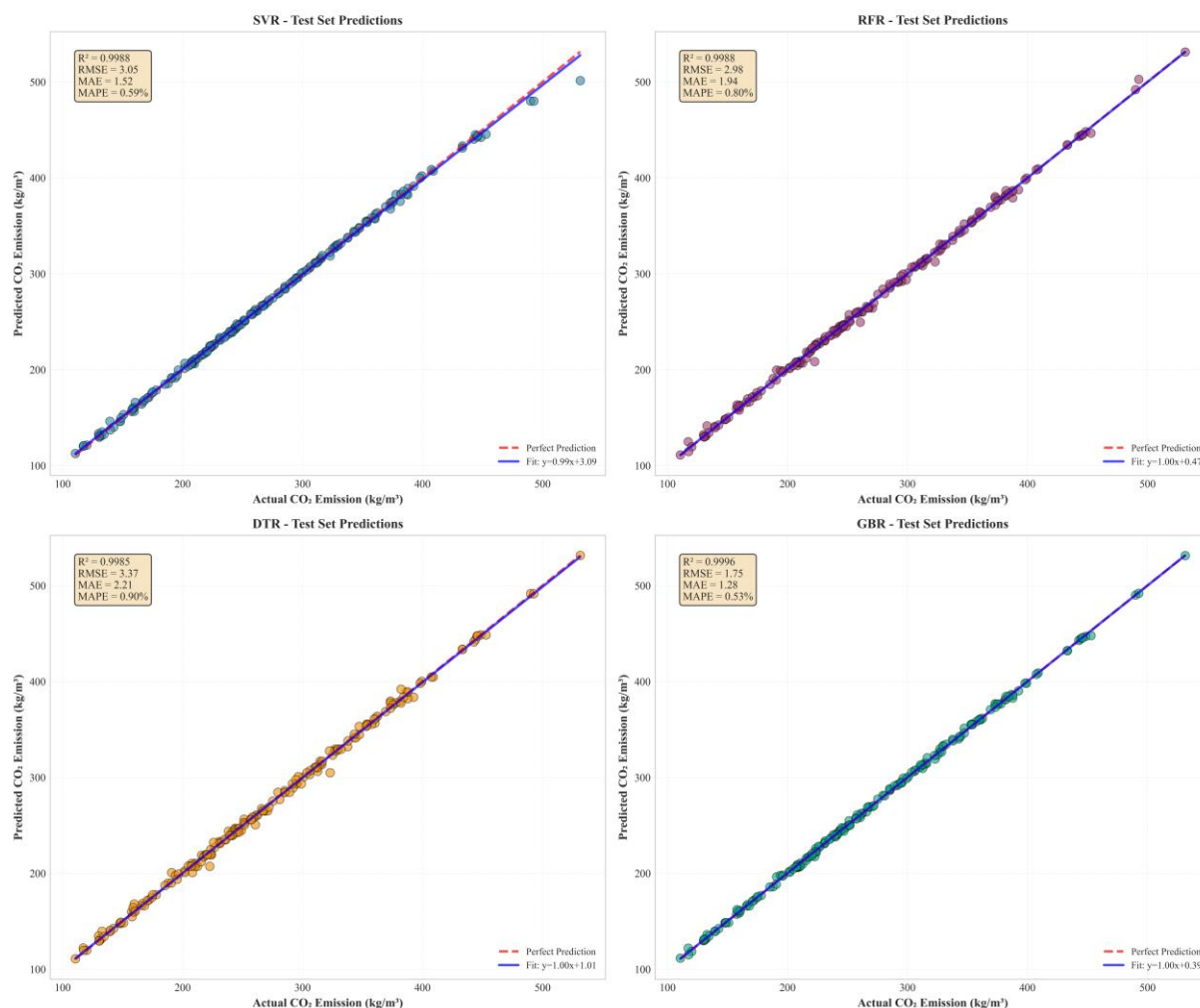
Gambar 2 menyajikan matriks korelasi dalam bentuk heatmap dengan skema warna divergen, di mana setiap sel menampilkan nilai numerik koefisien korelasi beserta indikator

signifikansi statistik dalam bentuk asterisks. Warna merah gelap (maroon) menunjukkan korelasi positif sangat kuat (r mendekati 1,00), warna biru gelap menunjukkan korelasi negatif kuat (r mendekati -1,00), dan warna putih menunjukkan korelasi lemah atau tidak ada korelasi (r mendekati 0,00). Matriks ini bersifat simetris terhadap diagonal utama, di mana diagonal menampilkan korelasi sempurna ($r = 1,00$) antara variabel dengan dirinya sendiri yang ditandai dengan warna merah gelap. Dari matriks tersebut dapat diidentifikasi beberapa temuan penting: semen memiliki korelasi positif sangat kuat dengan total emisi ($r = 1,00^{***}$), agregat kasar dan halus berkorelasi negatif kuat satu sama lain ($r = -0,71^{***}$), dan SCM (FA, SF, GGBFS) menunjukkan korelasi negatif dengan total emisi karbon ($r = -0,41^{***}$, $0,25^{***}$, $-0,45^{***}$ berturut-turut), mengkonfirmasi peran SCM sebagai material substitusi yang efektif dalam mengurangi emisi karbon beton.

B. Evaluasi Model

Evaluasi performa model prediksi jejak karbon dilakukan menggunakan data pengujian yang telah dipisahkan dari tahap pelatihan untuk menilai kemampuan generalisasi model. Gambar 4 menampilkan plot regresi antara nilai aktual dan nilai prediksi untuk keempat model (SVR, RFR, DTR, dan GBR) pada dataset pengujian. Setiap plot memvisualisasikan kualitas prediksi melalui penyebaran titik-titik data terhadap garis diagonal sempurna ($y = x$) yang merepresentasikan prediksi ideal. Penyebaran titik yang semakin mendekati garis diagonal mengindikasikan tingkat akurasi prediksi yang semakin tinggi. Dari keempat plot, terlihat bahwa semua model menghasilkan prediksi yang sangat baik dengan pola penyebaran yang sangat rapat di sekitar garis diagonal, menunjukkan kesesuaian tinggi antara nilai prediksi dan nilai aktual. Model GBR menunjukkan pola penyebaran yang paling konsisten dengan varians residual yang minimal, diikuti oleh SVR dan RFR yang juga menunjukkan performa sangat baik. Model DTR memperlihatkan sedikit variasi yang lebih besar pada beberapa titik data, namun secara keseluruhan tetap menghasilkan prediksi yang akurat.

Actual vs Predicted CO₂ Emissions for All Models



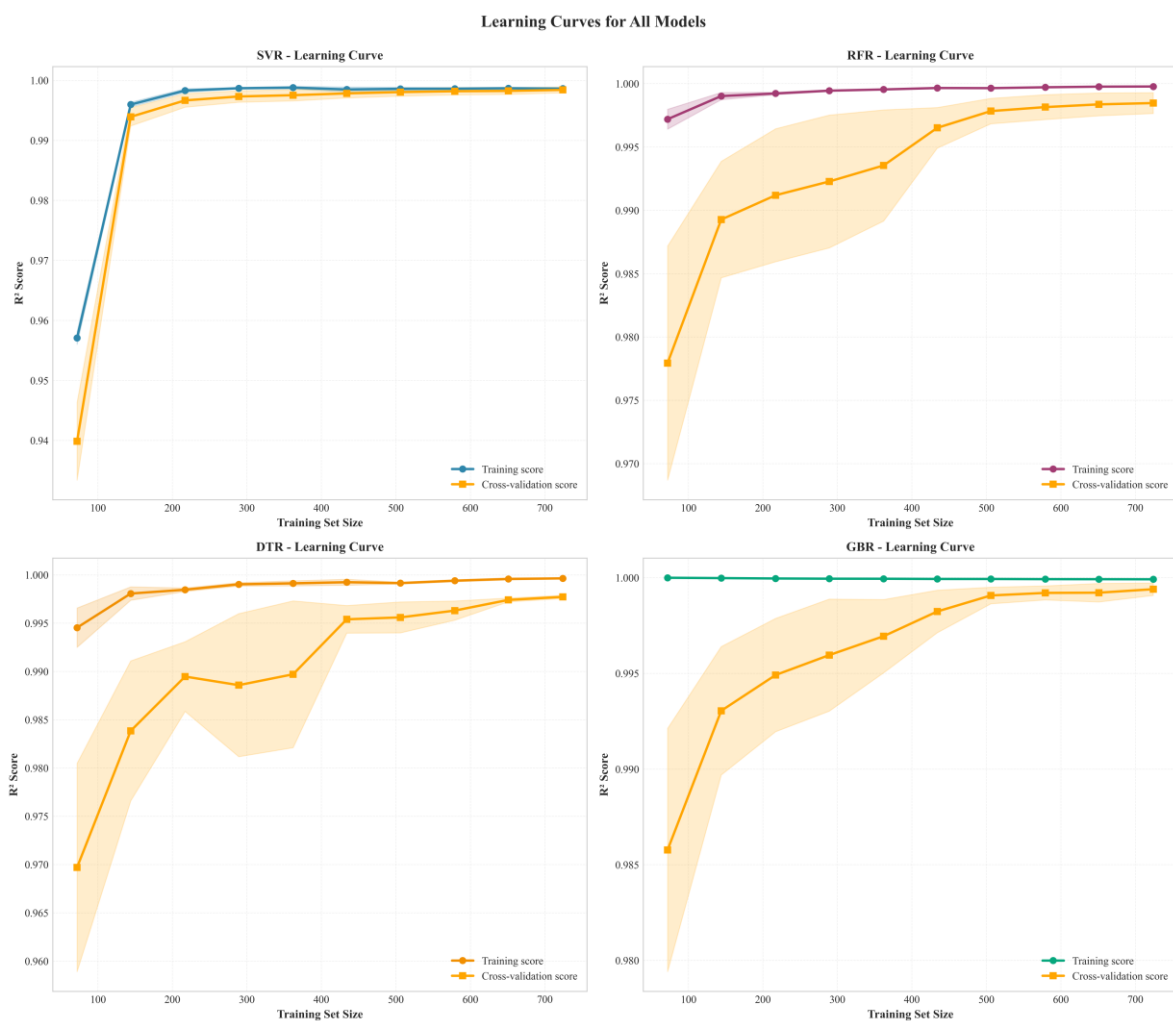
Gambar 2 Plot Regresi Dari Dataset Pengujian Untuk Seluruh Model

Tabel 1 Hasil Evaluasi Model

Model	R ²	RMSE	MAE	MAPE (%)
SVR	0.9988	3.0495	1.5250	0.5942
RFR	0.9988	2.9816	1.9366	0.7974
DTR	0.9985	3.3737	2.2077	0.8974
GBR	0.9996	1.7452	1.2779	0.5260

Hasil evaluasi kuantitatif yang disajikan pada Tabel 3 mengkonfirmasi temuan visual dari plot regresi. Keempat model menunjukkan koefisien determinasi (R^2) yang sangat tinggi, dengan nilai berkisar antara 0,9985 hingga 0,9996, menunjukkan bahwa lebih dari 99,85% variansi total emisi karbon dapat dijelaskan oleh variabel input komposisi campuran beton. Model GBR mencapai performa terbaik dengan $R^2 = 0,9996$, yang merepresentasikan akurasi prediksi tertinggi di antara semua model yang diuji. Nilai RMSE untuk GBR adalah 1,7452 kg CO₂/m³, yang merupakan nilai terendah dan menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang sangat minimal. Model ini juga menghasilkan MAE terendah sebesar 1,2779 kg CO₂/m³ dan

MAPE sebesar 0,5260%, mengindikasikan bahwa error relatif rata-rata prediksi terhadap nilai aktual hanya sekitar 0,53%. Performa SVR dan RFR berada pada level yang sebanding dengan $R^2 = 0,9988$ untuk keduanya, namun SVR memiliki keunggulan dalam hal MAE yang lebih rendah (1,5250 vs 1,9366 kg CO₂/m³) dan MAPE yang lebih baik (0,5942% vs 0,7974%), menunjukkan konsistensi prediksi yang lebih tinggi pada berbagai rentang nilai emisi. Model DTR, meskipun menunjukkan R^2 yang masih sangat baik (0,9985), memiliki RMSE, MAE, dan MAPE yang relatif lebih tinggi dibandingkan model ensemble lainnya, yang mengindikasikan bahwa struktur pohon tunggal kurang robust dalam menangkap kompleksitas hubungan antara komposisi material dan emisi karbon dibandingkan dengan pendekatan ensemble.



Gambar 3 Learning Curves

Gambar 5 menyajikan learning curves untuk keempat model, yang memvisualisasikan evolusi performa model (diukur dengan R^2) terhadap ukuran data pelatihan. Kurva ini sangat penting untuk mendiagnosis kondisi overfitting atau underfitting pada model. Pola ideal dari learning curve adalah konvergensi antara skor pelatihan (training score) dan skor validasi

(validation score) pada nilai yang tinggi, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Dari keempat plot, terlihat bahwa model GBR menunjukkan pola konvergensi yang paling stabil dengan gap minimal antara kurva pelatihan dan validasi, mengkonfirmasi bahwa model ini tidak mengalami overfitting yang signifikan dan memiliki kemampuan generalisasi terbaik. Skor pelatihan dan validasi GBR keduanya konvergen pada nilai $R^2 > 0,999$, menunjukkan konsistensi performa yang sangat tinggi. Model SVR dan RFR juga menunjukkan pola konvergensi yang baik, dengan gap yang sangat kecil antara kurva pelatihan dan validasi, meskipun RFR memperlihatkan sedikit fluktuasi pada ukuran data kecil yang kemudian stabil seiring bertambahnya data. Model DTR menunjukkan karakteristik yang sedikit berbeda dengan gap yang lebih besar antara skor pelatihan dan validasi, terutama pada ukuran data kecil, yang mengindikasikan kecenderungan model untuk overfit pada data pelatihan. Namun, seiring bertambahnya ukuran data, gap ini berkurang dan kedua kurva konvergen pada nilai yang tinggi, menunjukkan bahwa dengan data yang cukup, model DTR dapat menghasilkan generalisasi yang memadai meskipun tidak seoptimal model ensemble.

Hasil evaluasi komprehensif ini menunjukkan bahwa keempat algoritma pembelajaran mesin yang digunakan dalam penelitian ini mampu memprediksi jejak karbon campuran beton berbasis SCM dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Model GBR secara konsisten menunjukkan performa terbaik pada semua metrik evaluasi, menjadikannya kandidat utama untuk implementasi praktis dalam prediksi jejak karbon beton. Kemampuan prediksi yang sangat akurat ini (dengan error rata-rata $< 1,3 \text{ kg CO}_2/\text{m}^3$) memiliki implikasi praktis yang signifikan, memungkinkan insinyur sipil dan perancang beton untuk melakukan evaluasi cepat terhadap dampak lingkungan dari berbagai formulasi campuran pada tahap desain awal, tanpa perlu melakukan analisis LCA yang komprehensif dan memakan waktu untuk setiap variasi campuran. Hal ini dapat mempercepat proses inovasi material beton berkelanjutan dengan memfasilitasi eksplorasi cepat terhadap berbagai kombinasi SCM yang optimal dari perspektif reduksi emisi karbon.

C. Cross Validation

Untuk memastikan robustness dan stabilitas performa model, dilakukan analisis validasi silang 5-lipat (5-fold cross-validation) pada data pelatihan. Teknik ini membagi data pelatihan menjadi lima subset, di mana setiap subset secara bergantian berperan sebagai data validasi sementara empat subset lainnya digunakan untuk pelatihan. Proses ini diulang lima kali sehingga setiap subset pernah menjadi data validasi tepat satu kali, menghasilkan lima nilai metrik evaluasi yang kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh estimasi performa model

yang lebih robust. Tabel 4 menyajikan hasil validasi silang untuk keempat model, menampilkan nilai rata-rata R^2 (Mean R^2), deviasi standar R^2 (Std R^2), serta nilai minimum dan maksimum R^2 dari lima iterasi validasi. Analisis hasil menunjukkan bahwa semua model memiliki stabilitas yang sangat tinggi, dibuktikan oleh deviasi standar yang sangat kecil ($< 0,002$) dan konsistensi nilai R^2 di seluruh fold.

Tabel 2 Cross Validation Result

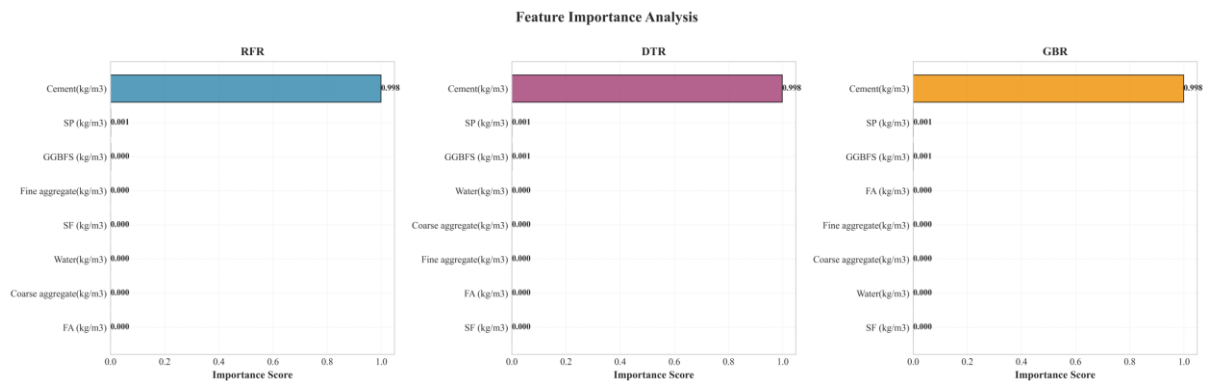
Model	Mean R^2	Std R^2	Min R^2	Max R^2
SVR	0.9985	0.0007	0.9972	0.9993
RFR	0.9986	0.0007	0.9971	0.9993
DTR	0.9977	0.0020	0.9920	0.9991
GBR	0.9995	0.0003	0.9985	0.9997

Model GBR kembali menunjukkan performa superior dengan Mean $R^2 = 0,9995$ dan Std $R^2 = 0,0003$, yang merupakan nilai rata-rata tertinggi dengan variabilitas terendah di antara semua model. Rentang R^2 untuk GBR berkisar dari 0,9985 hingga 0,9997, menunjukkan konsistensi performa yang luar biasa tinggi di seluruh lipatan validasi. Stabilitas ini mengindikasikan bahwa model GBR tidak sensitif terhadap variasi dalam pembagian data dan memiliki kemampuan generalisasi yang sangat kuat. Model SVR dan RFR menunjukkan performa yang sebanding dengan Mean R^2 masing-masing 0,9985 dan 0,9986, serta Std R^2 yang sama yaitu 0,0007. Kedua model ini memiliki rentang R^2 yang identik (0,9971–0,9993), mengindikasikan tingkat stabilitas yang sangat baik dan sebanding. Model DTR menunjukkan Mean $R^2 = 0,9977$ dengan Std $R^2 = 0,0020$, yang merupakan variabilitas tertinggi di antara keempat model meskipun masih dalam rentang yang dapat diterima. Rentang R^2 untuk DTR (0,9920–0,9991) yang lebih lebar mengkonfirmasi temuan dari learning curves bahwa model berbasis pohon tunggal cenderung lebih sensitif terhadap variasi data dibandingkan dengan metode ensemble.

Hasil validasi silang ini sangat penting untuk mengkonfirmasi bahwa performa tinggi yang diamati pada data pengujian bukan merupakan hasil dari kebetulan statistik atau karakteristik spesifik dari satu pembagian data tertentu, melainkan merupakan cerminan dari kemampuan prediktif intrinsik model. Konsistensi performa yang tinggi di seluruh fold validasi memberikan kepercayaan yang kuat bahwa model-model ini akan menghasilkan prediksi yang akurat dan andal ketika diaplikasikan pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Stabilitas performa GBR yang superior menjadikannya pilihan yang paling dapat diandalkan untuk implementasi praktis dalam aplikasi prediksi jejak karbon beton berbasis SCM.

D. Feature Importance Analysis

Analisis pentingnya fitur (feature importance) dilakukan untuk mengidentifikasi dan mengkuantifikasi kontribusi relatif setiap parameter campuran beton terhadap prediksi total emisi karbon. Analisis ini sangat penting dari perspektif teknik sipil karena memberikan wawasan tentang material mana yang paling berpengaruh terhadap jejak karbon, sehingga dapat menjadi fokus utama dalam upaya optimasi desain campuran untuk reduksi emisi. Gambar 6 memvisualisasikan nilai feature importance untuk ketiga model berbasis pohon keputusan (RFR, DTR, dan GBR), sementara tabel yang menyertainya menyajikan nilai numerik presisi untuk setiap fitur pada masing-masing model. Perlu dicatat bahwa analisis ini tidak dapat dilakukan untuk model SVR karena algoritma tersebut tidak menyediakan metrik feature importance secara langsung akibat sifat kernel-based transformation yang tidak menghasilkan bobot fitur eksplisit.



Gambar 4 Feature Importance

Hasil analisis pada gambar 6 menunjukkan dominasi yang sangat kuat dari parameter semen terhadap prediksi emisi karbon beton, dengan nilai feature importance yang mencapai $> 0,998$ (atau $> 99,8\%$) pada ketiga model. Secara spesifik, semen memiliki importance score sebesar 0,9980 pada RFR, 0,9983 pada DTR, dan 0,9984 pada GBR. Konsistensi nilai ini di ketiga model yang berbeda mengkonfirmasi bahwa semen memang merupakan faktor dominan yang menentukan jejak karbon beton, sesuai dengan prinsip fundamental dalam analisis LCA beton di mana produksi semen Portland bertanggung jawab atas 75–90% dari total emisi. Dari perspektif matematis, hasil ini mengindikasikan bahwa variasi kandungan semen dalam campuran beton memiliki dampak prediktif yang jauh lebih besar dibandingkan dengan semua parameter lainnya secara gabungan. Implikasi praktis dari temuan ini adalah bahwa strategi reduksi emisi karbon yang paling efektif harus berfokus pada substitusi semen dengan material alternatif yang memiliki faktor emisi lebih rendah, khususnya SCM seperti fly ash, silica fume, dan GGBFS.

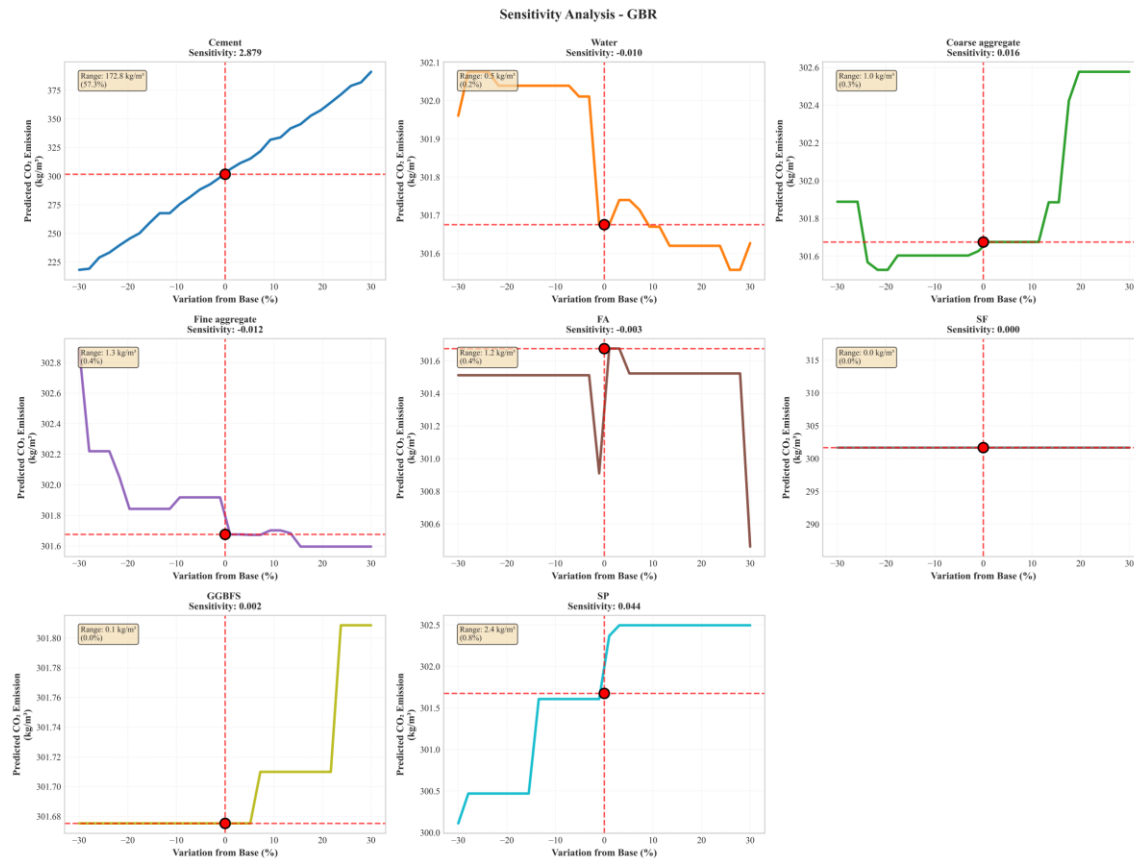
Tabel 3 Feature Importance

Feature	RFR	DTR	GBR
Cement (kg/m ³)	0.9980	0.9983	0.9984
SP (kg/m ³)	0.0006	0.0006	0.0008
GGBFS (kg/m ³)	0.0005	0.0006	0.0005
Fine aggregate (kg/m ³)	0.0002	0.0001	0.0000
Coarse aggregate (kg/m ³)	0.0002	0.0002	0.0000
Water (kg/m ³)	0.0002	0.0002	0.0000
FA (kg/m ³)	0.0002	0.0000	0.0001
SF (kg/m ³)	0.0002	0.0000	0.0000

Lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 5 Parameter-parameter lainnya menunjukkan kontribusi yang jauh lebih kecil terhadap prediksi emisi karbon, dengan nilai feature importance yang berkisar antara 0,0000 hingga 0,0008. Superplasticizer (SP) menempati posisi kedua dalam hal pentingnya fitur dengan nilai sekitar 0,0006–0,0008 pada ketiga model, diikuti oleh GGBFS dengan nilai sekitar 0,0005–0,0006. Parameter agregat halus dan kasar, air, serta SCM lainnya (FA dan SF) menunjukkan kontribusi yang sangat minimal ($\leq 0,0002$) terhadap prediksi emisi. Pola ini konsisten dengan faktor emisi relatif dari material-material tersebut, di mana agregat dan air memiliki faktor emisi yang sangat rendah dibandingkan dengan semen dan bahan pengikat lainnya. Meskipun kontribusi prediktif material-material non-semen ini sangat kecil, keberadaan mereka tetap penting dalam model karena memungkinkan prediksi yang lebih akurat pada kasus-kasus khusus di mana komposisi material memiliki variasi yang tidak biasa.

E. Sensitivity Analysis

Analisis sensitivitas dilakukan untuk memahami bagaimana variasi pada setiap parameter input campuran beton mempengaruhi output prediksi emisi karbon. Berbeda dengan feature importance yang mengukur kontribusi relatif berdasarkan struktur model, analisis sensitivitas mengeksplorasi respons model terhadap perubahan sistematis pada nilai input. Gambar 7 menampilkan plot sensitivitas untuk kedelapan parameter campuran beton, di mana setiap subplot menunjukkan bagaimana emisi karbon berubah ketika satu parameter divariasikan dalam rentang datanya sementara parameter lainnya dipertahankan pada nilai rata-rata. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi hubungan fungsional antara setiap parameter dan emisi karbon, serta mengungkap nonlinearitas atau interaksi yang mungkin tidak terlihat dari analisis korelasi sederhana.



Gambar 5 Sensitivity Analysis

Plot sensitivitas untuk semen menunjukkan hubungan linear positif yang sangat kuat dan konsisten dengan emisi karbon, mengkonfirmasi temuan dari analisis feature importance. Gradien yang curam pada plot ini mengindikasikan bahwa setiap peningkatan 1 kg/m³ kandungan semen menghasilkan peningkatan emisi karbon yang signifikan, sekitar 0,82 kg CO₂/m³ sesuai dengan faktor emisi semen yang digunakan dalam perhitungan. Hubungan yang hampir sempurna ini menjelaskan mengapa semen mendominasi feature importance analysis, karena variasi kandungan semen memiliki dampak langsung dan proporsional terhadap total emisi. Dari perspektif optimasi desain campuran, temuan ini menegaskan bahwa reduksi kandungan semen melalui substitusi dengan SCM merupakan strategi yang paling efektif untuk menurunkan jejak karbon beton. Setiap kilogram semen yang digantikan dengan SCM berpotensi mengurangi emisi hingga 0,82 kg CO₂/m³, tergantung pada material substitusi yang digunakan.

Plot sensitivitas untuk parameter lainnya menunjukkan pola yang lebih datar dengan gradien yang jauh lebih kecil, mengkonfirmasi kontribusi minimal mereka terhadap total emisi karbon. Air, agregat kasar, dan agregat halus menunjukkan variasi emisi yang sangat kecil (< 5 kg CO₂/m³) di seluruh rentang nilai mereka, konsisten dengan faktor emisi yang sangat rendah dari material-material ini. Parameter SCM (fly ash, silica fume, dan GGBFS)

menunjukkan pola yang menarik di mana meskipun kontribusi langsung mereka terhadap emisi relatif kecil (karena faktor emisi produksi SCM yang rendah), peran utama mereka dalam mengurangi emisi adalah melalui substitusi semen. Plot sensitivitas untuk superplasticizer menunjukkan gradien yang sedikit lebih curam dibandingkan dengan agregat dan air, mencerminkan faktor emisi SP yang lebih tinggi (0,72 kg CO₂/kg), namun dampaknya terhadap total emisi tetap minimal karena kandungan SP dalam campuran biasanya sangat kecil (< 2% dari berat total bahan pengikat).

BAB V

KESIMPULAN

A. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediktif berbasis pembelajaran mesin yang mampu memperkirakan jejak karbon beton campuran SCM dengan tingkat akurasi sangat tinggi berdasarkan komposisi materialnya. Keempat algoritma yang diuji (SVR, RFR, DTR, dan GBR) menunjukkan performa prediksi yang luar biasa dengan koefisien determinasi (R^2) melebihi 0,998, melampaui target awal penelitian ($R^2 > 0,95$). Model Gradient Boosting Regression (GBR) menunjukkan performa terbaik dengan $R^2 = 0,9996$, RMSE = 1,7452 kg CO_2/m^3 , dan MAE = 1,2779 kg CO_2/m^3 , yang merepresentasikan error prediksi rata-rata kurang dari 0,5% dari nilai aktual emisi karbon. Stabilitas dan robustness model dikonfirmasi melalui analisis cross-validation 5-lipat yang menunjukkan konsistensi performa sangat tinggi di seluruh partisi data (Mean $R^2 = 0,9995$ dengan deviasi standar hanya 0,0003 untuk GBR).

Analisis feature importance dan sensitivitas memberikan wawasan fundamental tentang faktor-faktor yang menentukan jejak karbon beton berbasis SCM. Semen diidentifikasi secara konsisten sebagai faktor dominan dengan kontribusi lebih dari 99,8% terhadap prediksi emisi karbon, mengkonfirmasi prinsip dasar dalam analisis LCA beton bahwa produksi semen Portland bertanggung jawab atas mayoritas emisi. Analisis sensitivitas menunjukkan hubungan linear yang sangat kuat antara kandungan semen dan total emisi (gradien sekitar 0,82 kg CO_2 per kg semen), sementara komponen lain seperti agregat, air, dan SCM menunjukkan pengaruh yang jauh lebih kecil. Temuan ini memiliki implikasi praktis yang jelas: strategi reduksi emisi yang paling efektif harus berfokus pada minimasi kandungan semen melalui substitusi dengan SCM yang memiliki faktor emisi lebih rendah. Model yang dikembangkan dapat memberikan estimasi jejak karbon secara instan dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi (error < 1,3 kg CO_2/m^3), memungkinkan insinyur sipil dan perancang beton untuk melakukan eksplorasi sistematis terhadap berbagai skenario substitusi SCM pada tahap desain awal tanpa memerlukan analisis Life Cycle Assessment (LCA) yang komprehensif dan memakan waktu.

Meskipun penelitian ini menghasilkan model prediktif dengan akurasi sangat tinggi, terdapat beberapa limitasi yang perlu diakui dan menjadi dasar untuk penelitian lanjutan. Pertama, model dikembangkan menggunakan faktor emisi dari basis data generik (Ecoinvent dan ICE Database) yang mungkin tidak sepenuhnya merepresentasikan kondisi lokal spesifik, sehingga penelitian lanjutan direkomendasikan untuk mengembangkan model spesifik regional dengan kolaborasi produsen beton lokal untuk memperoleh data faktor emisi aktual. Kedua, penelitian ini terbatas pada analisis cradle-to-gate (A1–A3), sehingga perluasan cakupan

menjadi cradle-to-grave atau cradle-to-cradle dengan teknik Life Cycle Impact Assessment (LCIA) komprehensif sangat direkomendasikan untuk mempertimbangkan kategori dampak lingkungan lainnya seperti eutrofikasi, acidifikasi, dan depleksi sumber daya. Ketiga, pengembangan model multi-output yang dapat memprediksi secara simultan jejak karbon dan properti mekanis beton akan memungkinkan optimasi multi-objektif yang lebih komprehensif menggunakan Pareto optimization atau algoritma lanjutan seperti Genetic Algorithm dan Bayesian Optimization. Keempat, eksplorasi arsitektur deep learning yang lebih canggih seperti Neural Architecture Search atau Transformer-based models dapat mengungkap pola non-linear yang lebih kompleks, sementara teknik transfer learning dapat mengadaptasi model global ke konteks lokal dengan data terbatas. Kelima, integrasi model prediktif ke dalam sistem pendukung keputusan berbasis web atau aplikasi mobile dengan antarmuka user-friendly akan meningkatkan aksesibilitas dan mendorong adopsi yang lebih luas oleh praktisi industri. Terakhir, penelitian interdisipliner yang mengintegrasikan aspek ekonomi (analisis biaya siklus hidup), sosial (penerimaan masyarakat, kesehatan dan keselamatan), dan teknis (durabilitas jangka panjang) akan memberikan perspektif yang lebih komprehensif tentang keberlanjutan beton berbasis SCM dan mendukung transisi menuju praktik konstruksi yang selaras dengan target net-zero emissions global pada tahun 2050.

DAFTAR PUSTKA

- Al-Areeq, N. M., Muthanna, T. M. A., Abba, S. I., Benaafi, M., Ghaleb, M., & Aljundi, I. H. (2023). Computational machine learning approach for flood susceptibility assessment integrated with remote sensing and GIS techniques from Jeddah, Saudi Arabia. *Remote Sensing*, 15(21), 5162.
- Asteris, P. G., Skentou, A. D., Bardhan, A., Samui, P., & Pilakoutas, K. (2021). Predicting concrete compressive strength using hybrid ensembling of surrogate machine learning models. *Cement and Concrete Research*, 145, 106449.
- Benté, K., Couckuyt, I., & Dhaene, T. (2021). Improving neural network based option price forecasts. *Expert Systems with Applications*, 179, 115054.
- Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *TEST*, 25(2), 197–227.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Chen, H., Qian, C., Liang, C., & Kang, W. (2018). An approach for predicting the compressive strength of cement-based materials exposed to sulfate attack. *PloS One*, 13(1), e0191370.
- Chen, J., Ye, C., & Jiang, Q. (2021). Prediction of concrete compressive strength using gradient boosting machine. *Materials*, 14(12), 3396.
- Chou, J. S., Chiu, C. K., Farfoura, M., & Al-Taharwa, I. (2011). Optimizing the prediction accuracy of concrete compressive strength based on a comparison of data-mining techniques. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 25(3), 242–253.
- Flower, D. J. M., & Sanjayan, J. G. (2007). Green house gas emissions due to concrete manufacture. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 12(5), 282–288.
- Hanle, L. J., Jayaraman, K. R., & Smith, J. S. (2004). CO₂ emissions profile of the US cement industry. US Environmental Protection Agency.
- Juenger, M. C. G., Snellings, R., & Bernal, S. A. (2019). Supplementary cementitious materials: New sources, characterization, and performance insights. *Cement and Concrete Research*, 122, 257–273.

- Liu, K., Zheng, J., Dong, S., Xie, W., & Zhang, X. (2025). Machine learning-based design of sustainable concrete mixtures. *Journal of Cleaner Production*, 425, 139028.
- Malhotra, V. M. (2002). Introduction: Sustainable development and concrete technology. *Concrete International*, 24(7), 22.
- Mehta, P. K. (2004). High-performance, high-volume fly ash concrete for sustainable development. In *Proceedings of the international workshop on sustainable development and concrete technology* (pp. 3–14). Iowa State University.
- Miller, S. A., Horvath, A., & Monteiro, P. J. (2016). Readily implementable techniques can cut annual CO₂ emissions from the production of concrete by over 20%. *Environmental Research Letters*, 11(7), 074029.
- Monteiro, P. J., Miller, S. A., & Horvath, A. (2017). Towards sustainable concrete. *Nature Materials*, 16(7), 698–699.
- Nguyen, H., Vu, T., Vo, T. P., & Thai, H. T. (2020). Efficient machine learning models for prediction of concrete strengths. *Construction and Building Materials*, 266, 120950.
- Panahi, M., Gayen, A., Pourghasemi, H. R., Rezaie, F., & Lee, S. (2020). Spatial prediction of landslide susceptibility using hybrid support vector regression (SVR) and the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with various metaheuristic algorithms. *Science of the Total Environment*, 741, 139937.
- Pekel, E. (2020). Estimation of soil moisture using decision tree regression. *Theoretical and Applied Climatology*, 139(3), 1111–1119.
- Purnell, P. (2012). The carbon footprint of reinforced concrete. *Advances in Cement Research*, 25(6), 362–368.
- Shi, C., Jiménez, A. F., & Palomo, A. (2011). New cements for the 21st century: The pursuit of an alternative to Portland cement. *Cement and Concrete Research*, 41(7), 750–763.
- Thomas, M. D. A. (2013). *Supplementary cementing materials in concrete*. CRC Press.

- Tso, G. K. F., & Yau, K. K. W. (2007). Predicting electricity energy consumption: A comparison of regression analysis, decision tree and neural networks. *Energy*, 32(9), 1761–1768.
- UNEP (United Nations Environment Programme). (2022). 2022 Global Status Report for Buildings and Construction. United Nations Environment Programme.
- Wernet, G., Bauer, C., Steubing, B., Reinhard, J., Moreno-Ruiz, E., & Weidema, B. (2016). The ecoinvent database version 3 (part I): Overview and methodology. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 21(9), 1218–1230.
- Yang, K. H., Jung, Y. B., Cho, M. S., & Tae, S. H. (2015). Effect of supplementary cementitious materials on reduction of CO₂ emissions from concrete. *Journal of Cleaner Production*, 103, 774–783.
- Young, B. A., Hall, A., Pilon, L., Gupta, P., & Sant, G. (2019). Can the compressive strength of concrete be estimated from knowledge of the mixture proportions?: New insights from statistical analysis and machine learning methods. *Cement and Concrete Research*, 115, 379–388.

LAMPIRAN

Sinta 2 Engineering Science Letter

<https://journal.iistr.org/index.php/ESL/index>

