

ANALISIS BEBAN TEKAN PADA STRUKTUR BANGUNAN DARI APLIKASI SAP2000 MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING

Mega Sukma^{1,*}, Ari Wibowo², Fadillah Sabri³, Andesta Granitio Irwan⁴

^{1,3,4}Teknik Sipil Universitas Muhammadiyah Bangka Belitung, ²Teknik Arsitektur Universitas Subang

^{1*}mega.sukma@unmuhbabel.ac.id, ²ariwibowo@unsub.ac.id

ABSTRACT

This research aims to analyze the influence of compressive loads on the structural response of concrete buildings utilizing data obtained from the SAP2000 application. The focus of the study is on building columns from PT DAEMYUNG. Several parameters such as axial force (V_2), shear force (V_3), temperature (T), flexural moment (M_2), and torsional moment (M_3) were selected as features influencing the structural response. The analysis methods involve linear regression and XGBoost, along with parameter tuning for the XGBoost model. Evaluation is conducted using Mean Squared Error (MSE) and R-squared to measure the accuracy of the models. The results indicate that the XGBoost model, especially after parameter tuning, provides higher accuracy compared to linear regression. R-squared (Best XGBoost) reaches 0.9945, demonstrating the model's capability to depict the relationship between compressive loads and structural response. This research contributes to a profound understanding of the interaction between compressive loads and structural response, with potential applications in more efficient structural planning and design. Moreover, the developed predictive models can serve as valuable tools for projecting structural responses under varying compressive load conditions.

Keywords: Compressive Load; Structural Efficiency; Machine Learning

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh beban tekan pada respons struktural bangunan beton dengan memanfaatkan data yang diperoleh dari aplikasi SAP2000. Fokus penelitian adalah pada kolom bangunan dari PT DAEMYUNG. Beberapa besaran seperti gaya aksial (V_2), gaya geser (V_3), temperatur (T), momen lentur (M_2), dan momen torsi (M_3) dipilih sebagai fitur-fitur yang mempengaruhi respons struktural. Metode analisis yang digunakan melibatkan regresi linier dan XGBoost, serta penyetelan parameter untuk model XGBoost. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan Mean Squared Error (MSE) dan R-squared untuk mengukur akurasi model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model XGBoost, terutama setelah penyetelan parameter, memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan regresi linier. R-squared (Best XGBoost) mencapai 0.9945, menunjukkan kemampuan model dalam menggambarkan hubungan antara beban tekan dan respons struktural. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pemahaman mendalam tentang interaksi beban tekan dan respons struktural, dengan potensi aplikasi pada perencanaan dan desain struktural yang lebih efisien. Selain itu, model prediktif yang dikembangkan dapat menjadi alat yang berguna untuk proyeksi respons struktural pada kondisi beban tekan yang berbeda.

Kata Kunci: Beban Tekan; Efisiensi Struktural; *Machine Learning*

1. PENDAHULUAN

Dalam pembangunan suatu bangunan gedung, yang tentu terdapat beberapa fasilitas diharapkan mampu untuk menunjang berbagai aktifitas kegiatan, yang disesuaikan terhadap fungsi dari gedung itu sendiri dan kondisi struktural dari bangunan itu sendiri (wibowo, A et al 2024; Nugrahayu, Z. 2021). Integritas struktural bangunan beton di bawah beban tekan merupakan aspek kritis dalam desain dan konstruksi teknik sipil. Memahami interaksi kompleks antara beban tekan dan respons struktural sangat penting untuk menjamin keamanan dan

efisiensi lingkungan binaan.

Perkembangan pembangunan suatu gedung di era saat ini sangatlah cepat, dan tentu akan berimbas dalam pemilihan bahan-bahan bangunan yang digunakan untuk konstruksi yang juga sangat banyak. Termasuk pada salah satu bagian yang disebut sebagai beton dan sebagian besar dari gedung yang ada, beton merupakan bagian krusial yang tidak bisa diabaikan. Beton sendiri merupakan suatu elemen stuktur yang pembuatannya dapat disesuaikan berdasarkan bentuk dari dimensi dari suatu stuktur. Hal ini dikarenakan beton memiliki sifata-sifat tertentu yang dapat menguntungkan, seperti pada pemeliharaan, segi struktur ataupun pelaksanaa ketika proses penerapan (Simanjuntak, J.O., Harefa, H.P., 2021).

Beton sebagai material konstruksi yang umum digunakan, sering digunakan untuk membentuk elemen structural, termasuk kolom. Hubungan antara beton dan kolom pada suatu bangunan sangat erat dan krusial dalam kontek teknik sipil. Kolom adalah elemen vertical yang menahan beban vertical dan mendukung beban lantai di atasnya (Pertiwi, R.S. et al. 2022). Simanjuntak (2021) dalam Sudarmoko menyebutkan (1996), kolom adalah stuktur tekan yang memegang peranan penting dari suatu bangunan, sehingga apabila kolom bangunan tertentu runtuh atau roboh, maka dapat menyebabkan runtuhnya lantai dan runtuhnya bangunan secara total. Kolom sendiri berfungsi sebagai pendukung beban-beban dari balok dan pelat, dimana rancangan ini nantinya akan diteruskan ke dasar melalui pondasi (Maharani, A.A. et al. 2023). Beban dari balok dan pelat berupa beban aksial tekan serta momen lentur (akibat kontinuitas konstruksi bangunan). Oleh karena itu kolom dapat didefinisikan juga dengan struktur yang mendukung beban aksial dengan atau tanpa momen lentur.

Secara umum struktur bangunan gedung terdiri dari dua bagian utama yaitu struktur atas dan bawah. Struktur bagian atas merupakan balok dan kolom (Ariani, I., et al. 2023). Kedua bagian utama ini berperan penting dalam menopang beban yang ada pada suatu struktur suatu bangunan (Setiadi, E. & Wibowo, A. 2024). Balok berfungsi sebagai rangka penguat horizontal bangunan, sedangkan kolom berfungsi untuk penyangga beban aksial tekan secara vertical.

Pada umumnya struktur kolom terbuat dari besi dan beton (Candrakanta B. 2020). Kedua bahan ini bersifat gabungan yang cukup baik dimana besai adalah material yang kuat dalam menahan tarikan. Sedangkan untuk beton adalah material yang kuat dalam menahan tekanan. Gabungan dari kedua material dalam stuktur beton akan memungkinkan kolom atau bagian struktur lainnya seperti sloof dan balok dapat menahan gaya tekan dan gaya Tarik yang dialami dari bangunan (Nashikin, M.K. 2023).

Apabila dilihat dari bentuk dan susunan tulangan, kolom dapat dibedakan menjadi 3 macam jenis yang berbeda, yaitu kolom segi empat, kolom bulat dan kolom komposit (Limbongan, S. et al. 2016). Perbedaan mendasarnya adalah dari desain kolom persegi dan kolom bulat/lingkaran. Kolom bulat memiliki penampang spiral dan lebih efektif dibandingkan dengan kolom persegi yang hanya memiliki bentuk tunggal dengan jarak antar sisinya yang relative besar. Sehingga kolom berpenampang spiral berpengaruh besar terhadap kekuatan

penahan kolom terhadap beban yang dikenakan atau penyangga beban aksial tekan vertical (Reyhan, A.G. 2019; Ramadhan, F. 2019). Melihat akan pentingnya fungsi kolom dan balok yang berperan penting dalam struktur bangunan gedung. Oleh karena itu, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian uji kelayakan struktur kolom yang aman namun tetap efisien.

Kolom sendiri memiliki fungsi penting untuk ketahanan suatu bangunan, yang diantaranya sebagai rangka penguat horizontal, dudukan lantai dan pengikat kolom lantai atas (Lutfi, M. et al. 2020). Maka perlunya aktivitas dan proses yang memuat sejumlah kegiatan seperti mengurai, membedakan, memilah sesuatu kemudian digolongkan dan dikelompokkan kembali menurut kriteria tertentu kemudian dicari kaitannya dan ditafsirkan makna penting dari suatu unsur, khususnya pada unsur pentingnya ketahanan suatu bangunan yaitu analisis struktur balok pada bangunan (Limbongan, S. et al. 2016).

Sejalan dengan kebutuhan akan pentingnya analisis struktur bangunan, dengan pesatnya perkembangan ilmu pengetahuan juga ilmu rekayasa struktur dalam bidang teknik sipil, diharapkan mampu untuk membantu dalam menganalisis dan mendesain suatu struktur bangunan. Salah satu program perencanaan struktur adalah SAP2000 (structural analysis program) (Pasticier, L. et al. 2007; Hasibuan, S.A. et al. 2022). Ditambah dengan pesatnya penggunaan teknologi machine learning dan berkembangnya teknologi AI, tentu akan memudahkan dalam menganalisis, mengevaluasi dan merencanakan struktur bangunan seperti yang diharapkan oleh berbagai pihak (Yulianto, Y., Wibowo, A. 2023; Wibowo, A. 2023; Wibowo, A., Setiadi, E. 2022).

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dengan menggunakan teknologi Machine learning, serta rekayasa teknik sipil yaitu aplikasi SAP2000, untuk menganalisis kelayakan kolom dari PT DAEMYUNG diharapkan dapat mempermudah dalam menguji dan memprediksikan layak atau tidaknya tegangan normal pada balok jika diberikan inputan baru, seperti gaya aksial (P), gaya geser (V_2) dan (V_3), temperatur (T), momen lentur (M_2), dan momen torsi (M_3). Sehingga informasi besaran gaya atau beban aksial dari kolom bangunan dapat diperoleh ketika diberikan suatu inputan baru, sehingga dapat diperoleh keselamatan dan kenyamanan pengguna dari bangunan atau gedung PT DAEMYUNG. Selain itu, dari penelitian yang dilakukan juga diharapkan dapat menjadi inspirasi atau tahapan untuk mengawali penggunaan model atau jaringan yang lebih kompleks, dan beragam serta fitur deployment tertentu (Susanto, 2023).

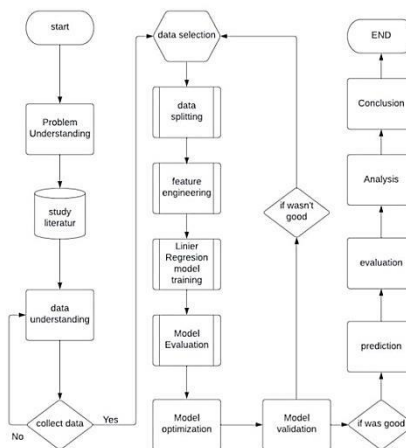
2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah dengan cara survei data primer dan analisa kondisi pembebanan kolom dengan menggunakan program computer SAP2000 versi 14.2.2. Beban aksial yang bekerja pada penampang kolom dibedakan menjadi dua (2) macam yaitu beban eksentris dan beban sentris. Untuk penampang kolom dengan beban eksentris masih dikelompokkan menjadi empat (4) macam, yaitu : 1) beban sentris, 2) keruntuhan tekan, 3) keruntuhan seimbang

(balance), 4) keruntuhan tarik, dan 5) kondisi beban $P_n = 0$.

Metode penelitian yang digunakan adalah dengan cara survei data primer dan analisa kondisi pembebanan kolom dengan menggunakan program computer SAP2000 versi 14.2.2. Beban aksial yang bekerja pada penampang kolom dibedakan menjadi dua (2) macam yaitu beban eksentris dan beban sentris. Untuk penampang kolom dengan beban eksentris masih dikelompokkan menjadi empat (4) macam, yaitu : 1) beban sentris, 2) keruntuhan tekan, 3) keruntuhan seimbang (balance), 4) keruntuhan tarik, dan 5) kondisi beban $P_n = 0$.

Sedangkan untuk tahapan penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada gambar 1.1 di bawah ini. Untuk penjelasan secara garis besar adalah : 1). Pengambilan dataset yang sesuai; dimana dataset yang dimaksud adalah untuk proses pelatihan model, sedangkan untuk dataset yang didapatkan dari hasil simulasi aplikasi SAP2000 versi 14 yang terdiri atas 1625 baris data dan 15 kolom data, 2) Proses preprocessing data dilakukan dengan rincian; penanganan data yang hilang, normalisasi atau standarisasi, pembersihan data cleaning data, transformation data dan pemilihan sampel atau pengurangan dimensi, terhadap dataset yang didapat, 3). Pelatihan model dan perancangan, tahap ini dilakukan dengan menerapkan model regresi dengan menerapkan algoritma regresi linier kepada data yang sudah dikelompokkan ke dalam data train dan data test, yang selanjutnya model ini digunakan untuk melakukan proses prediksi atau peramalan, 4). Proses implementasi, setelah dilakukan proses pelatihan terhadap setiap data, maka langkah selanjutnya adalah merancang suatu sistem prediksi dengan menggunakan Bahasa pemrograman python dan framework stramlit (Wibowo, A. 2021).



Gambar 1.1. Tahapan Penelitian

Adapun penjelasan dari flow chart di atas secara rinci dapat dijelaskan seperti berikut ini:

3.1 Pengumpulan data

Sebelum dilakukan tahap perancangan model, langkah awal dilakukan dengan memahami data terlebih dahulu, dimana untuk dataset yang digunakan adalah hasil dari

pemodelan menggunakan aplikasi SAP2000 versi 14 dengan memasukkan nilai dan parameter yang hasil dari survei data primer. Adapun survei data primer selengkapnya dapat dilihat pada keterangan dan spesifikasi sebagai berikut.

- a) Mutu beton yang direncanakan (f_c) : 25 MPa
- b) Dimensi kolom:
 - (1). Kolom persegi : 620 mm x 620 mm
 - (2). Kolom bulat : \varnothing 700 mm
- c) Kuat Tarik baja : 350 Mpa
- d) Jarak pusat tulangan ke serat luar beton (d') : $S + \varnothing s + \frac{D}{2}$
- e) Diameter sengkang ($\varnothing s$): 10 mm
- f) Baja tulangan yang digunakan :
 - (1). Kolom persegi tulangan 4D26
 - (2). Kolom persegi tulangan 12D15
 - (3). Kolom persegi tulangan 16D13
 - (4). Kolom persegi tulangan 4D26
 - (5). Kolom persegi tulangan 6D21
 - (6). Kolom persegi tulangan 12D15
 - (7). Kolom persegi tulangan 16D13

Dari aplikasi ini didapatkan data sesuai kebutuhan seperti besaran gaya dalam dan jumlah tulangan, beban, gaya geser, khususnya untuk penelitian yang dilakukan yaitu analisis kolom dari PT DAEYUNG. Pemanfaatan aplikasi untuk keperluan data analisis kolom didapatkan 1625 baris data dan 15 kolom data seperti tampak pada gambar 1.2, atau dapat juga dilihat sebagian datanya seperti pada gambar 1.3.

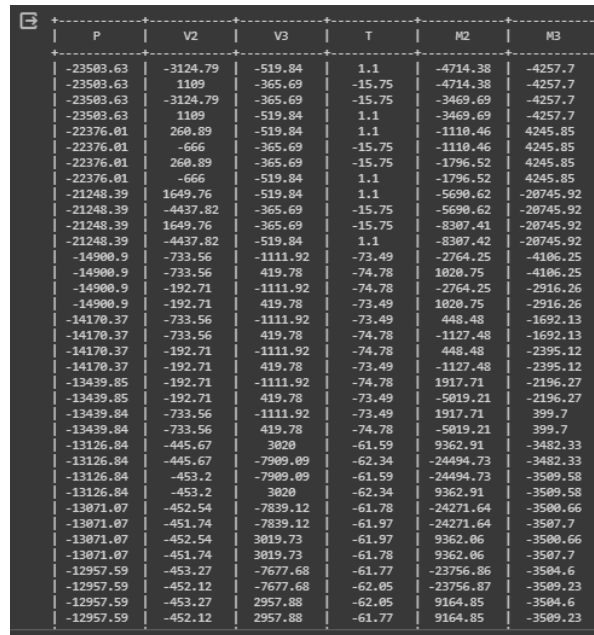
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1625 entries, 0 to 1624
Data columns (total 13 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype
---  -
 0   Frame      1625 non-null   object
 1   Station    1625 non-null   object
 2   OutputCase 1625 non-null   object
 3   CaseType   1625 non-null   object
 4   StepType   1625 non-null   object
 5   P          1625 non-null   object
 6   V2        1625 non-null   object
 7   V3        1625 non-null   object
 8   T         1625 non-null   object
 9   M2        1625 non-null   object
10  M3        1625 non-null   object
11  FrameElem 1625 non-null   object
12  ElemStation 1625 non-null   object
dtypes: object(13)
memory usage: 165.2+ KB

   Frame Station OutputCase  CaseType StepType  P  V2 \
count  1625  1625      1625      1625  1625  1625  1625
unique   271    23         2         2     3   460   730
top     120     0  ENVELOPE  combination  Min  -4.11  -40.18
freq     10   540      1624      1624    612    33    18

      V3  T  M2  M3  FrameElem  ElemStation
count  1625  1625  1625  1625  1625  1625
unique   361  419  987  754  272  25
top  4.542e-06  -2.54  3.174e-06  -8.37  22-1  0
freq     27    12     9    18     6   542
['ENVELOPE' 'Text']
['combination' 'Text']
  
```

Gambar 1.2. Tipe data hasil dari pemodelan aplikasi SAP2000 versi 14



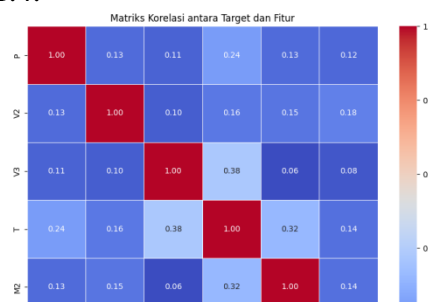
P	V2	V3	T	M2	M3
-23583.63	-3124.79	-519.84	1.1	-4714.38	-4257.7
-23583.63	1109	-365.69	-15.75	-4714.38	-4257.7
-23583.63	-3124.79	-365.69	-15.75	-3469.69	-4257.7
-23583.63	1109	-519.84	1.1	-3469.69	-4257.7
-22376.01	260.89	-519.84	1.1	-1110.46	4245.85
-22376.01	-666	-365.69	-15.75	-1110.46	4245.85
-22376.01	260.89	-365.69	-15.75	-1796.52	4245.85
-22376.01	-666	-519.84	1.1	-1796.52	4245.85
-21248.39	1649.76	-519.84	1.1	-5690.62	-28745.92
-21248.39	-4437.82	-365.69	-15.75	-5690.62	-28745.92
-21248.39	1649.76	-365.69	-15.75	-8307.41	-28745.92
-21248.39	-4437.82	-519.84	1.1	-8307.41	-28745.92
-14900.9	-733.56	-1111.92	-73.49	-2764.25	-4186.25
-14900.9	-733.56	419.78	-74.78	1020.75	-4186.25
-14900.9	-192.71	-1111.92	-74.78	-2764.25	-2916.26
-14900.9	-192.71	419.78	-73.49	1020.75	-2916.26
-14170.37	-733.56	-1111.92	-73.49	448.48	-1692.13
-14170.37	-733.56	419.78	-74.78	-1127.48	-1692.13
-14170.37	-192.71	-1111.92	-74.78	448.48	-2395.12
-14170.37	-192.71	419.78	-73.49	-1127.48	-2395.12
-13439.85	-192.71	-1111.92	-74.78	1917.71	-2196.27
-13439.85	-192.71	419.78	-73.49	-5019.21	-2196.27
-13439.84	-733.56	-1111.92	-73.49	1917.71	399.7
-13439.84	-733.56	419.78	-74.78	-5019.21	399.7
-13126.84	-445.67	3020	-61.59	9362.91	-3482.33
-13126.84	-445.67	-7909.09	-62.34	-24494.73	-3482.33
-13126.84	-453.2	-7909.09	-61.59	-24494.73	-3509.58
-13126.84	-453.2	3020	-62.34	9362.91	-3509.58
-13071.07	-452.54	-7839.12	-61.78	-24271.64	-3507.7
-13071.07	-451.74	-7839.12	-61.97	-24271.64	-3507.7
-13071.07	-452.54	3019.73	-61.97	9362.06	-3507.7
-13071.07	-451.74	3019.73	-61.78	9362.06	-3507.7
-12957.59	-453.27	-7677.68	-61.77	-23756.86	-3504.6
-12957.59	-452.12	-7677.68	-62.05	-23756.87	-3509.23
-12957.59	-453.27	2957.88	-62.05	9164.85	-3504.6
-12957.59	-452.12	2957.88	-61.77	9164.85	-3509.23

Gambar 1.3. Tampilan sebagian data primer

3.2 Preprocessing data

Data set yang dihasilkan, kemudian dilakukan tahap preprocessing data dengan menggunakan google colabs langkah ini dilakukan dengan tujuan untuk menyiapkan data yang akan digunakan dalam proses pelatihan, proses validasi, pengujian maupun prediksi dengan menggunakan model yang sudah ditentukan. Langkah ini dilakukan dengan melalui beberapa tahapan, seperti proses penghapusan data duplikat atau data yang menyimpang agar model yang sudah dilatih nantinya dapat membaca data dengan baik dan proses pembacaannya tidak berulang. Setelah proses penghapusan duplikat data kemudian dilakukan penanganan data outlier.

Data outlier sendiri memiliki pengertian jika dari data tertentu mengalami penyimpangan terlalu jauh dari data normalnya atau rentang data yang seharusnya. Tujuan dilakukannya proses penghapusan data outlier ini adalah agar analisis data menjadi jelas dan menaikkan nilai presentase akurasi data. Proses penghapusan outlier dilakukan pada rentang 25% dan di atas 75%. Sedangkan hubungan antar variabel yang digunakan pada fitur input dan fitur tergetnya memiliki tingkat korelasi yang sangat baik. Hal ini dapat dibuktikan dari tingkat korelasi antar besaran seperti tampak pada gambar 1.4.



Gambar 1.4. Tingkat korelasi antar variabel

Setelah diperoleh data yang sesuai dan memiliki tingkat korelasi yang baik, langkah berikutnya adalah dengan memisahkan data yang diperoleh ke dalam data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan atau disebut sebagai data training fungsinya adalah untuk melatih algoritma regresi linier, sedangkan data pengujian atau data testing nantinya digunakan untuk mengetahui performa algoritma sehingga pada saat proses prediksi menggunakan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya dapat memiliki tingkat akurasi yang baik. Pada umumnya tahap diistilahkan sebagai generalisasi. Rasio untuk pembagian data latih dan data uji adalah 80%:20%, sehingga jumlah data untuk proses pelatihan adalah 1300 dan untuk data testing atau data uji sebanyak 325.

3.3 Penerapan model XGBoost

Pada dasarnya penerapan model XGBoost ini terdapat beberapa tahapan penting diantaranya pembuatan model XGBoost, pelatihan dan evaluasi model, penyetelan parameter, analisis hasil dari model XGBoost dan melakukan prediksi. Dari nilai akurasi yang diperoleh pada saat proses pelatihan dan evaluasi model ini nanti akan digunakan sebagai tolak ukur terhadap proses berikutnya yaitu proses pengujian maupun proses prediksi. Apabila memberikan hasil yang baik, maka jaringan tersebut dapat digunakan untuk dilakukan prediksi terhadap inputan data baru untuk mendapatkan nilai gaya aksial (P).

XGBoost, sebagai algoritma machine learning yang kuat, digunakan untuk meramalkan respons struktural berdasarkan beberapa parameter penting seperti gaya aksial (P), gaya geser (V_2) dan (V_3), temperatur (T), momen lentur (M_2), dan momen torsi (M_3). Pada konteks analisis respons struktural, P biasanya merujuk pada gaya aksial atau beban aksial pada suatu elemen struktural, seperti kolom bangunan. Gaya aksial ini mencerminkan gaya tekan atau tarik yang bekerja sepanjang sumbu aksial elemen struktural. Dalam banyak kasus, nilai P positif menunjukkan gaya tekan, sedangkan nilai P negatif menunjukkan gaya tarik. Pada

umumnya, P merupakan parameter penting dalam analisis kekuatan struktural dan dapat diukur dalam satuan Newton (N) atau kilonewton (kN) tergantung pada satuan yang digunakan dalam model struktural dan perangkat lunak analisis (Wibowo, A. 2023).

3.4 Prediksi

Setelah melalui proses seperti yang disebutkan di bab sebelumnya, dengan melalui proses pelatihan sudah dilakukan, berjalan baik, dan akurasinya sudah baik terutama pada saat penggunaan model XGBoost. Dari model yang sudah terlatih untuk mengenali pola dalam data pelatihan yang sesuai dengan besaran yang diperlukan hasil dari simulasi SAP2000 versi 14, baik untuk besaran target maupun besaran fiturnya, maka langkah berikutnya adalah melakukan proses prediksi besar gaya aksial (P) dengan memasukkan nilai atau data baru pada besaran fitur, seperti gaya geser (V_2) dan (V_3), temperatur (T), momen lentur (M_2), dan momen torsi (M_3). Prediksi yang dilakukan adalah dengan memperkirakan besar gaya aksial (P) berdasarkan dari nilai yang telah ditentukan berupa nilai inputan baru pada besaran fiturnya.

4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Proses pelatihan dan pembentukan model

Data latih yang digunakan adalah 80% dari total keseluruhan data yang sudah terkumpul. Sehingga didapat data latih sebanyak 975 dengan fitur untuk pemilihan kolom inputan dan kolom target. Dimana kolom input gaya geser (V_2) dan (V_3), temperatur (T), momen lentur (M_2), dan momen torsi (M_3), sedangkan untuk kolom target adalah gaya aksial (P). Komputasi dilakukan dengan menggunakan mode single GPU. Kemudian untuk proses training menggunakan hyperparameter untuk model XGBoost sebagai berikut:

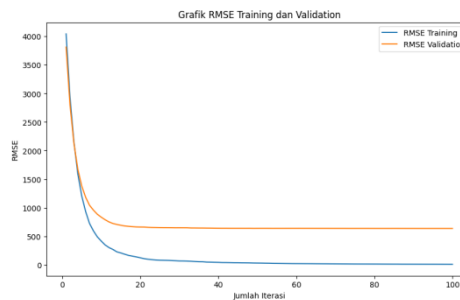
```
n_estimators      : 50-400/50
max_depth         : 3-10
learning_rate     : 0.001,0.01,0.1,0.2,0.3
sub_sampel       : 0.6-1.0
colsample_bytree : 0.6- 1.0
gamma             : 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4
n_iterasi        : 50
```

Selengkapnya dapat dilihat pada pada gambar 4.1. Dari gambar 4.1 ini dapat disimpulkan bahwa struktur XGBoost telah sesuai dengan parameter yang dijelaskan di atas.

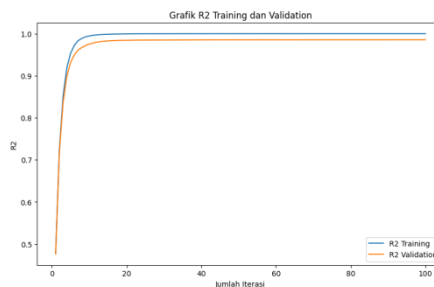
Sedangkan untuk jejak proses trainingnya dapat dilihat pada grafik dari akurasi dan kesalahan selama proses training berlangsung baik dari matriks evaluasi atau RMSE (Root Mean Square Error) maupun koefisien determinasi atau R² (Coefficient of determination), seperti pada gambar 4.2 dan gambar 1.3.

```
XGBRegressor
XGBRegressor(base_score=None, booster=None, callbacks=None,
             colsample_bylevel=None, colsample_bynode=None,
             colsample_bytree=None, device=None, early_stopping_rounds=None,
             enable_categorical=False, eval_metric=None, feature_types=None,
             gamma=None, grow_policy=None, importance_type=None,
             interaction_constraints=None, learning_rate=None, max_bin=None,
             max_cat_threshold=None, max_cat_to_onehot=None,
             max_delta_step=None, max_depth=None, max_leaves=None,
             min_child_weight=None, missing=None, monotone_constraints=None,
             multi_strategy=None, n_estimators=None, n_jobs=None,
             num_parallel_tree=None, random_state=None, ...)
```

Gambar 4.1. Struktur model XGBoost



Gambar 4.2. Grafik RMSE dari proses training dan validasi



Gambar 4.3. Grafik R² dari proses training dan validasi

Dari grafik RMSE dan R² terdapat informasi mengenai keakurasian dari model yang digunakan untuk pelatihan maupun tahap validasi. Data pelatihan sendiri digunakan untuk melatih model machine learning yang digunakan, dimana data ini digunakan agar model dapat memahami hubungan antara besaran fitur (input) dan besaran target (output). Sedangkan data validasi digunakan selama proses pelatihan untuk memantau sejauh mana model dapat menggeneralisasi dari data pelatihan ke data yang tidak

pernah dilihat sebelumnya. Tahap ini memungkinkan untuk membantu dalam penyesuaian hyperparameter dan pencegahan overfitting, serta digunakan untuk mengukur kinerja model pada data yang tidak digunakan dalam pelatihan.

Oleh karena itu, untuk mengevaluasi proses pelatihan maupun proses validasi, salah satu cara yang dapat digunakan adalah dengan melihat kinerja melalui grafik RMSE dan R^2 . Semakin rendah nilai RMSE, maka akan semakin baik model dalam memprediksi data. Sebaliknya, semakin tinggi RMSE, semakin besar kesalahan prediksi model Machine learning yang digunakan. Berbeda dengan R^2 , dimana nilai R^2 berkisar antara 0 hingga 1, nilai 0 berarti model sama sekali tidak dapat menjelaskan variasi dalam data, sedangkan nilai 1 berarti model dapat menjelaskan semua variasi dalam data. Sedangkan MSE (Mean Squared error) adalah metrik yang dipakai untuk mengukur rata-rata dari kesalahan kuadrat selama proses pelatihan model, dan MSE ini digunakan untuk menghitung sejauh mana model mendekati data pelatihan. Semakin rendah nilai MSE, menunjukkan model memiliki sedikit kesalahan kuadrat dalam memprediksi data pengujian. Sedangkan untuk MAE (Mean Absolute Error) adalah metrik yang mengukur rata-rata kesalahan absolut (tanpa kuadrat) dalam mengevaluasi sejauh mana model berkinerja pada data pelatihan. Semakin kecil nilai MAE maka dapat menunjukkan bahwa model memiliki kesalahan absolute yang rendah dalam memprediksi data pengujian.

Jika dilihat dari grafik yang diperoleh baik RMSE maupun R^2 dapat disimpulkan bahwa pelatihan model terhadap data training maupun validasi memberikan akurasi yang sangat baik. Hal ini dapat dibuktikan bahwa grafik RMSE menunjukkan adanya penurunan secara signifikan hingga iterasi ke-20. Baik Training RMSE yang bernilai 13.62 dan validasi RMSE yang bernilai 317.66. Selain itu diperkuat juga oleh grafik R^2 yang menyatakan bahwa proses training dan validasi mengalami kenaikan hingga mendekati 1 pada itersi ke-20. Dimana Training R^2 sebesar 0.999 dan validasi R^2 sebesar 0.996. Sedangkan nilai MAE pada tahap pelatihan dalah 8.43 sedangkan validasi adalah 99.183, untuk nilai MSE pada proses pelatihan adalah 185.42 dan untuk validasi adalah 100909.122. Atau lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 4.1 berikut ini.

Tabel 4.1. Evaluasi model XGBoost pada proses pelatihan

4.2 Proses pengujian dan proses prediksi

Proses pengujian dan proses prediksi merupakan dua tahap penting dalam evaluasi dan penggunaan model machine learning. Perbedaan utama antara keduanya adalah bahwa proses pengujian adalah tahap evaluasi menggunakan data uji yang sudah ditentukan, sedangkan proses prediksi adalah tahap dimana model sebenarnya digunakan untuk membuat prediksi atas data yang belum dilihat. Dan proses prediksi sendiri merupakan hasil akhir dari proses pelatihan

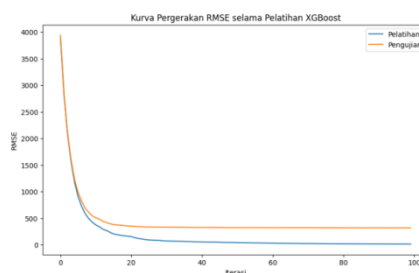
Evaluasi model regresi	Training	Validasi
RMSE	13.62	317.66
R ²	0.999	0.996
MAE	8.433	99.183
MSE	185.42	100909.122

dan evaluasi model, yang bertujuan untuk

memberikan nilai prediksi yang berguna dalam konteks aplikasi dunia nyata. Selama proses pengujian, metrik evaluasi seperti Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), R-squared (R²), akurasi, presisi, recall, atau F1-score dapat digunakan untuk mengukur kinerja model sesuai dengan jenis masalah yang dihadapi.

Skenario seperti di atas, digunakan pada saat proses pengujian dan proses pendekteksian, yaitu mengenai analisis beban tekan pada kolom. Adapun proses pengujian dilakukan dengan menggunakan data uji dengan presentase 20% terhadap total dataset yang telah dikumpulkan, atau jika data totalnya sebanyak 1625 data, maka data yang digunakan untuk proses pengujian sebanyak 325 data. Dan hasil pengujian didapatkan nilai R² sangat tinggi yaitu 0.996 dan hampir mendekati 1.

Hal ini dapat dilihat pada beberapa grafik perbandingan nilai Loss RMSE pada data pelatihan dan data pengujian, seperti terlihat pada gambar 4.4 berikut ini.



Gambar 4.4. Grafik perbandingan Loss RMSE dari proses pelatihan dan pengujian

4.3 Prediksi nilai gaya aksial (P) terhadap besaran lainnya

Setelah dilakukan proses pengujian menggunakan model XGBoost yang telah dilatih, dan menghasilkan akurasi yang baik, langkah berikutnya adalah melakukan prediksi nilai gaya aksial (P) untuk beberapa kombinasi besaran lainnya.

Pada tahap prediksi gaya aksial (P), dilakukan dengan memasukkan nilai inputan baru pada besaran fiturnya seperti gaya geser (V_2) dan (V_3), temperatur (T), momen lentur (M_2), dan momen torsi (M_3). Adapun proses prediksi ini dilakukan sebanyak 6 kali percobaan.

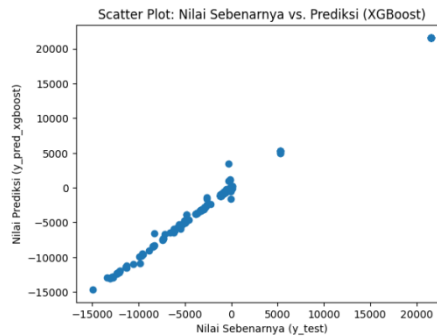
Secara teknis proses prediksi besara gaya aksial ini dilakukan dengan mengisi atau menginput nilai tertentu pada besaran yang ada pada besaran fitur. Setelah inputan pada besarannya diisikan sesuai keinginan maka nanti akan muncul hasil prediksinya, dan hasil prediksi ini ditetapkan sebagai predicted_stress. Lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 4.2 berikut. Dimana dari tabel ini, selain nilai inputan di masing-masing besaran, juga disertai hasil prediksi gaya aksial.

Tabel 4.2. Uji prediksi gaya aksial (P) dengan nilai inputan tertentu

No	Nilai V_2	Nilai V_3	Nilai T	Nilai M_2	Nilai M_3	Hasil prediksi P
1	123.45	456.78	0.1	789.01	234.56	148.35
2	150.0	500.0	0.05	800.0	250.0	-614.39
3	100.0	400.0	0.2	750.0	200.0	-45.056
4	200.0	550.0	0.15	850.0	300.0	16.835
5	175.0	475.0	0.08	820.0	280.0	4.410

Sedangkan untuk melihat sejauh mana hasil prediksi model yang telah diaplikasikan dengan data sebenarnya, berikut adalah grafik hubungan antara hasil prediksi dengan data sebenarnya, sesuai pada gambar 13. Dimana data sebenarnya adalah garis merah putus-putus, sedangkan bulatan dengan warna biru, merupakan plot dari data hasil prediksi. Dari gambar 4.5 dapat disimpulkan jika hasil

prediksi model sangat dekat dengan garis warna merah, yang menandakan bahwa model yang diterapkan memiliki kinerja yang sangat baik dalam melakukan prediksi. Atau hasil prediksi dan data sebenarnya memiliki hubungan yang mendukung.



Gambar 4.5. Grafik antara data hasil prediksi dan data sebenarnya

5 KESIMPULAN DAN SARAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, berhasil dihasilkan metode deteksi besaran gaya aksial berdasarkan besaran lain sebagai input nilai baru. Eksperimen dan analisis menggunakan model XGBoost untuk memprediksi respons struktural pada bangunan beton PT DAEYUNG, yang menggunakan data hasil pemodelan aplikasi SAP2000 versi 14, menunjukkan bahwa model memiliki kinerja sangat baik dalam memodelkan hubungan antara beban tekan dan respons struktural. Nilai Mean Squared Error (MSE) yang rendah pada proses pelatihan menunjukkan penyesuaian yang baik dengan data pelatihan, sedangkan nilai R-squared yang mendekati 1 menandakan kemampuan model dalam menjelaskan variasi signifikan dalam data. Validasi model juga memberikan hasil memuaskan dengan tingkat kesesuaian tinggi antara hasil prediksi dan data validasi, meskipun terdapat sedikit penurunan performa dibandingkan data pelatihan, yang tetap menunjukkan generalisasi yang baik terhadap data baru. Prediksi menggunakan model XGBoost terhadap nilai P dengan variasi besaran lain menunjukkan potensi model dalam memberikan prediksi yang akurat, meskipun dipengaruhi oleh kualitas data dan kompleksitas hubungan antar variabel. Dengan demikian, kesimpulan utama dari penelitian ini adalah bahwa model XGBoost merupakan alat yang berguna dalam memprediksi respons struktural pada bangunan beton berdasarkan beban tekan, memberikan kontribusi penting dalam pemahaman interaksi antara beban tekan dan respons struktural, dengan potensi aplikasi pada perencanaan dan desain struktural yang lebih efisien di masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- Setiadi, E., dan Wibowo, A. 2023. Klasifikasi dan Deteksi Keretakan pada Trotoar Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. JTSC, Vol. 4, No. 1, pp 412-427, Februari 2023, DOI:<https://doi.org/10.51988/jtsc.v4i1.116>.
- Zerizkyeska, N., et al. (2021). Manajemen Perawatan dan Pemeliharaan Gedung, Aset dan Fasilitas di Universitas Palangkaraya. Jurnal KACAPURI, Vol. 4, No. 2, Desember 2021.
- Simanjutak, J.H. et al. 2021. Analisis perbandingan kolom persegi dan kolom bulat dengan mutu beton, luas penampang dan luas tulangan yang sama. Jurnal Construct, Vol. 1, No. 1, pp 11-24, November 2021.
- Pertiwi, R.S. et a. 2022. Perbandingan Perencanaan Perkerasan AASHTO 1993 dan Binamarga 2017 Jalan Nasional Bulu-Tuban-Sadang. Jurnal Online Skripsi (JOS), Vol. 3, No. 2, pp 13-19, Juni 2022.
- Sudarmako. 1996. Perencanaan dan Analisis Kolom Beton. Yogyakarta: Biro Penerbit.
- Maharani, A.A. et al. 2023. Analisa Faktor-faktor Penyebab Pengeroposan Beton Kolom pada Proyek Gedung. Journal of Comprehensive Science (JCS), Vol. 2, No. 5, pp 1125–1131, DOI: <https://doi.org/10.59188/jcs.v2i5.326>.
- Indra A., et al. (2023). Analisis Elemen Struktur Balok Dan Kolom Beton Bertulang (Studi Kasus Gedung Dealer Honda Astra Kota Samarinda. JTS:Jurnal Teknologi Sipil, Vol. 7, No. 1, pp. 29-38, DOI: <http://dx.doi.org/10.30872/ts.v7i1>.
- Candrakanta, B. (2020). Analisis Kebutuhan Material Pembesian Pada Suatu Sampel Area Struktur Bangunan Gedung. Jurnal Teknik Sipil, Vol. 1, No. 02, DOI: <https://doi.org/10.33365/send.v1i02.572>.
- Nasikhin, M. K. (2023). Metode Pelaksanaan Pekerjaan Struktur Kolom Pada Proyek Pembangunan Passenger Terminal Building Bandara International Dhoho Kediri. Jurnal Vokasi Teknik Sipil, Vol. 1, No. 03, <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/viteks/article/view/57333/45611>.
- Limbongan, S. et al. (2016). Analisis Struktur Beton Bertulang Kolom Pipih Pada Gedung Bertingkat. Jurnal Sipil Statik, Vol. 4, No. 8 (2016).
- Reyhan, A.G. (2019). Pengaruh Variasi Jarak Tulangan Transversal Pada Kolom Pendek Penampang Persegi Yang Diperkuat Cfrp (Carbon Fiber Reinforced Polymer) Terhadap Kemampuan Menerima Kuat Tekan Aksial. Jurnal Sipil Statik, Vol. 7, No. 3 (2019).
- Ramadhan, F. (2019). Pengaruh Variasi Jarak Tulangan Transversal Pada Kolom Pendek Penampang Bulat Yang Diperkuat Cfrp (Carbon Fiber Reinforced

- Polymer) Terhadap Kemampuan Menerima Kuat Tekan Aksial. *Jurnal Sipil Statik*, Vol. 7, No. 3 (2019).
- Lutfi, M. et al. (2020). Analisis Kelayakan Bangunan Gedung Pasar Sukasari Bogor Melalui Pendekatan Laik Fungsi Bangunan. *ASTONJADRO*, Vol. 9, No. 01, DOI: <https://doi.org/10.32832/astonjadro.v9i1.2726>.
- Pasticier, L., Amadio, C. and Fragiacomio, M. (2008), Non-linear seismic analysis and vulnerability evaluation of a masonry building by means of the SAP2000 V.10 code. *Earthquake Engng. Struct. Dyn.*, 37: 467-485. <https://doi.org/10.1002/eqe.770>.
- Hasibuan, S.A. et al. (2022). Studi Perbandingan Analisis Struktur Balok Menggunakan Aplikasi Berbasis Android dan Sap2000. *Jurnal GRADASI Teknik Sipil*, vol. 6, No. 1, DOI: <https://doi.org/10.31961/gradasi.v6i1.1337>.
- Wibowo, A., Susanto. (2023). Penelusuran Jejak Bangunan Kolonial di Indonesia Berbasis Façade Bangunan Menggunakan Metode CNN Arsitektur VGG16. *ARCADE*, Vol. 7, No. 3, pp. 521-528, DOI: <https://dx.doi.org/10.31848/arcade.v7i3.3252>.
- Nasution, A. (2019). Analisis Kolom Beton Bertulang Pada Penampang Persegi Berlubang. *Inersia:Jurnal Teknik Sipil*. Vol. 11, No. 1. DOI: <https://doi.org/10.33369/ijts.11.1.19-26>.
- Harefa, et al. (2021). Analisis Perbandingan Kolom Persegi Dan Kolom Bulat Dengan Mutu Beton, Luas Penampang, Dan Luas Tulangan Yang Sama (STUDI LITERATUR). *REPOSITORY*, Vol. 2, No. 01, DOI: <http://repository.uhn.ac.id/handle/123456789/5209>.
- Wibowo, A. & Putra, M. 2021. Pemanfaatan kamera DSLR Canon 1200D untuk pengamatan fotometri bintang variabel. *Seminar Panorama Antariksa 2021*, 978, 78-81, 2022.
- Wibowo, A. (2023). Prediksi Kekuatan Gempa Menggunakan Machine Learning Dengan Model Xgboost Sebagai Langkah Strategis dalam Perencanaan Struktur Bangunan Tahan Gempa Di Indonesia. *MESA (Teknik Mesin, Teknik Elektro, Teknik Sipil, Arsitektur)*, 6(1), 18–29. Retrieved from <https://ejournal.unsub.ac.id/index.php/FTK/article/view/1829>.