

DATASETS

Dataset berasal dari Kaggle yang berisi catatan pasien dengan berbagai fitur seperti tekanan darah, kadar glukosa darah, hemoglobin, dan kreatinin serum, dan lain-lain

Dataset:

https://www.kaggle.com/datasets/rabieelkharoua/chronic-kidney-disease-dataset-analysis













Atribut yang memiliki korelasi dengan Diagnosis lebih dari 0.02

'SocioeconomicStatus'

'EducationLevel'

'BMI'

'Smoking'

'PhysicalActivity'

'FamilyHistoryKidneyDisease'

'FamilyHistoryHypertension'

Urinary Tract In fections'

'SystolicBP'

'DiastolicBP'

'FastingBloodSugar'

'HbA1c'

"SerumCreatinine"

"BUNLevels"

'GFR'

'ProteinInUrine',

'SerumElectrolytesSodium',

'SerumElectrolytesPotassium',

'HemoglobinLevels',

'CholesterolTotal'

'CholesterolHDL'

'Diuretics'

'Edema'

'NauseaVomiting'

'MuscleCramps'

'Itching'









MENGHAPUS DUPLICATE DATA

Duplikasi baris pada dataset menyebabkan model "belajar" dari data persis sama yang berulang kali, sehingga membuat bias pada tertentu. pattern menghapus Dengan menggunakan 'df.drop_duplicate()', dataset menjadi lebih bersih dan representattif

MENGHAPUS KOLOM YANG TIDAK RELEVAN

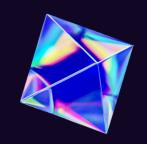
Beberapa kolom dalam dataset mungkin tidak relevan ataupun bersifat bias dengan proses prediksi, misalnya PatientID atau nama, atau variabel yang tidak bersifat medis











PEMISAHAN FITUR DAN LABEL

x =df_numeric.drop(columns='Diagnosis')
y = df_numeric['Diagnosis']

x untuk bagian data fitur pasien (input) y untuk bagian diagnosis CKD atau tidak (target/label)

MENANGANI CLASS IMBALANCE

smote = SMOTE(random_state=42)
X_resampled, y_resampled =
smote.fit_resample(X_scaled, y)

jika jumlah pasien CKD jauh lebih sedikit daripada non-CKD, model bisa kesulitan mengenali pattern minoritas. SMOTE membuat data sintetis untuk minoritas CKD agar distribusinya seimbang

PEMBAGIAN DATASET

Data dibagi menjadi 3 bagian yaitu:

- 70% untuk training
- 20% untuk testing
- 10% untuk validasi model

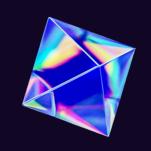








DATA PREPROCESSING



HANDLING MISSING VALUES

Dalam dataset CKD, beberapa atribut pasien mungkin tidak terisi. Data yang kosong ini perlu diolah, karena jika dibiarkan bisa mempengaruhi hasil pelatihan model. Penanganan missing values ini membantu menjaga kualitas dan konsistensi data.

NORMALIZING NUMERICAL ATTRIBUTES

Selanjutnya dilakukan normalisasi pada data numerik. Beberapa atribut seperti kadar kolesterol, tekanan darah, atau gula darah memiliki skala nilai berbeda-beda. yang Normalisasi dilakukan agar semua data numerik memiliki skala yang seragam, sehingga model dapat memahami pola data dengan lebih baik.

ENCODING CATEGORICAL VARIABLES WHERE NECESSARY

Atribut bersifat yang kategorikal perlu diubah menjadi angka. Model Machine Learning tidak bisa data dalam memproses bentuk teks seperti "Ya" atau "Tidak", sehingga perlu diubah menjadi nilai numerik misalnya "Ya" menjadi dan "Tidak" menjadi 0. proses ini disebut dengan encoding









MODEL PREDICTION

01

02

XGBOOST



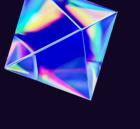
- Metode pembelajaran supervised yang membangun beberapa decision trees untuk model prediksi, di mana setiap pohon dilatih pada subset data pelatihan yang dipilih secara acak.
- Random Forest merupakan algoritma yang serbaguna karena kesederhanaan dan keragamannya, sehingga dapat diterapkan pada masalah klasifikasi maupun regresi.
- Random Forest juga mampu mengolah dataset dengan variabel kontinu dan kategorikal.

- Kerangka kerja gradient boosting yang dioptimalkan untuk efisiensi dan skalabilitas.
 Algoritma ini meningkatkan metode boosting tradisional dengan memperkenalkan algoritma yang peka terhadap sparsity untuk menangani missing data dan teknik weighted quantile sketching untuk pembangunan decision tree yang efisien
- Lebih baik dalam menangani high-dimensional data dan menerapkan shrinkage serta column subsampling untuk mengurangi overfitting.









HYPERPARAMETER TUNING (RANDOMIZEDSEARCHCV)

Random Forest

N estimators	antara 100 sampai 299
Max depth	antara 5 sampai 29
Min sample split	antara 2 sampai 9
Min sample leaf	antara 1 sampai 4

XGBoost

N estimators	antara 100 sampai 299
Max depth	antara 3 sampai 9
Learning rate	antara 0.01 sampai 0.21
Subsample	antara 0.5 sampai 1
Col sample by tree	antara 0.5 sampai 1



SELECTED HYPERPARAMETERS

Random Forest

N estimators	157
Max depth	25
Min sample split	5
Min sample leaf	1

XGBoost

N estimators	163
Max depth	9
Learning rate	0.04993475643167195
Subsample	0.73338144662399
Col sample by tree	0.8925879806965068







EVALUATION ACCURATION

accuracy_score() from sklearn.metrics

classification_report() from sklearn.metrics

```
# Classification report RF
   rf_report = classification_report(y_test, y_pred_rf, output_dict=True)
   rf_df_report = pd.DataFrame(rf_report).transpose()
   print("Random Forest Classification Report:")
   print(rf df report)
✓ 0.0s
Random Forest Classification Report:
             precision recall f1-score
                                              support
              0.970480 0.992453 0.981343 265.000000
              0.992806 0.971831 0.982206 284.000000
accuracy
              0.981785 0.981785 0.981785
                                             0.981785
              0.981643 0.982142 0.981775 549.000000
macro avg
```

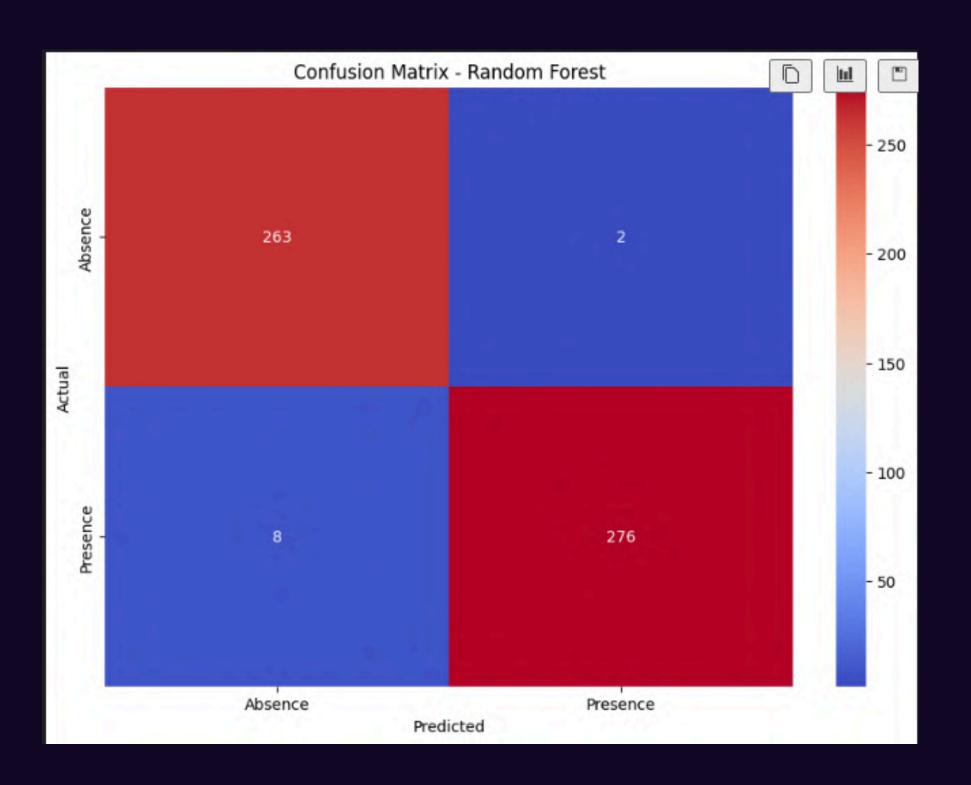
weighted avg 0.982029 0.981785 0.981790 549.000000

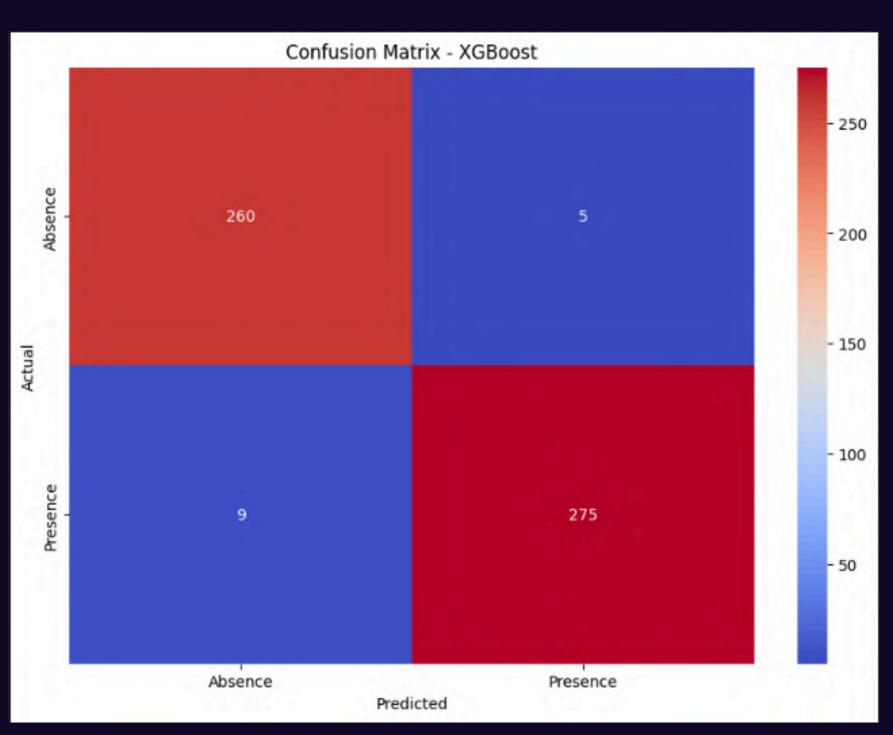
```
\triangleright \checkmark
        # Classification report XGB
        xgb report = classification report(y test, y pred xgb, output dict=True)
        xgb_df_report = pd.DataFrame(xgb_report).transpose()
        print("XGBoost Classification Report:")
        print(xgb_df_report)
     ✓ 0.0s
     XGBoost Classification Report:
                   precision recall f1-score
                                                     support
                    0.966543 0.981132 0.973783 265.000000
                    0.982143 0.968310 0.975177 284.000000
                                                   0.974499
     accuracy
                    0.974499 0.974499 0.974499
                    0.974343 0.974721 0.974480 549.000000
     macro avg
     weighted avg
                    0.974613 0.974499 0.974504 549.000000
```



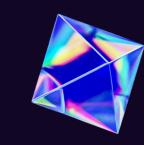


CONFUSION MATRIX







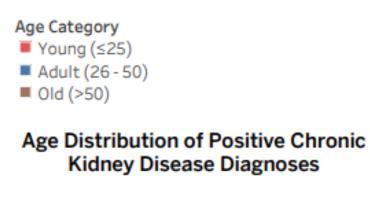


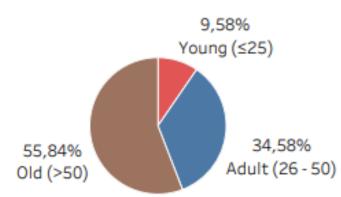
DATA VISUALIZATION

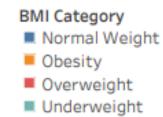




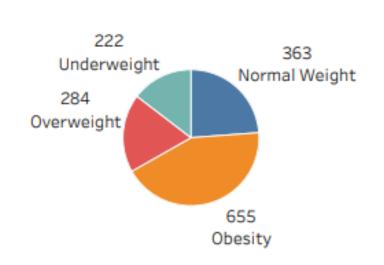
Chronic Kidney Disease Analysis Dashboard



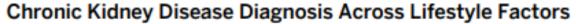


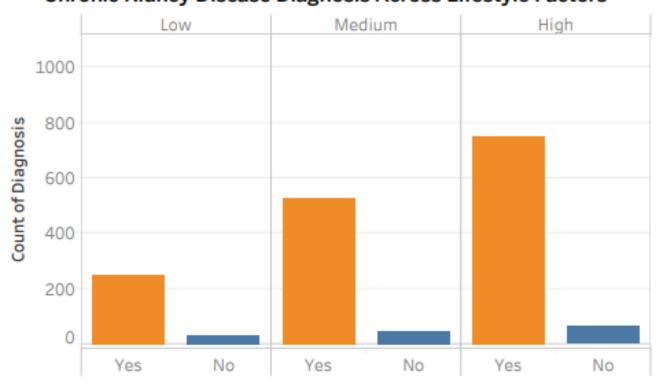


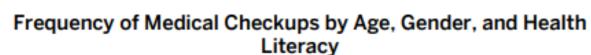
BMI Distribution of Positive Chronic Kidney Disease Diagnoses











Diagnosis

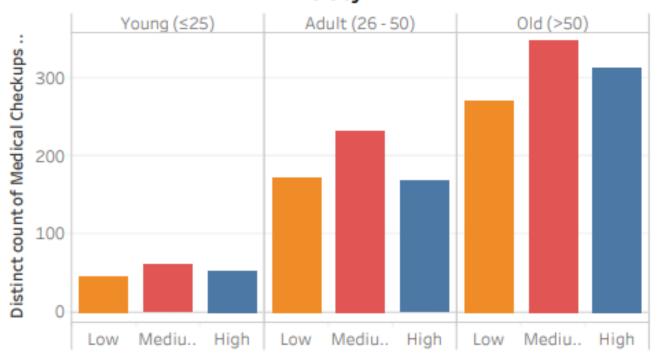
✓ No

✓ Yes

Gender

✓ Male

Female





Trend of Kidney Disease Diagnoses Across Age Groups: Smokers vs Non-Smokers

Health Literacy Category

Low

High

Medium

