

Artikel Ilmiah

by Qi Turnitin

Submission date: 11-Sep-2023 01:49PM (UTC+0800)

Submission ID: 2162882049

File name: Artikel_Ilmiah-2.pdf (981.99K)

Word count: 3740

Character count: 23409

Implementation of Data Mining in Diabetes Disease Prediction Using Random Forest and XGBoost Methods



[Implementasi Data Mining Dalam Melakukan Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Metode Random Forest Dan Xgboost]

Muhammad Salsabil, Nuril Lutvi Azizah

¹⁾ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

²⁾ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi: nurillutviazizah@umsida.ac.id

Abstract. *Diabetes has become a global health concern. This research focuses on the implementation of two data mining techniques, namely Random Forest and XGBoost, to project the development of diabetes. Both methods utilize clinical and biochemical datasets related to diabetes. After the preprocessing stage, performance evaluation is conducted using metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. The initial dataset consists of 768 entries with 9 indicators from the Kaggle platform. After preprocessing, including handling missing values, outliers, and data normalization, there are 688 entries remaining. These models are then trained and tested using Cross Validation to determine the best parameters. The evaluation results indicate a performance with an overall accuracy of 74% for Random Forest and approximately 76% for XGBoost in predicting diabetes.*

Keywords – Data Mining; Diabetes Disease Prediction; Random Forest; XGBoost; Kaggle.

Abstrak. *Penyakit diabetes telah menjadi perhatian global di bidang kesehatan. Penelitian ini memusatkan perhatian pada implementasi dua teknik data mining, yaitu Random Forest dan XGBoost untuk memproyeksikan perkembangan diabetes. Kedua metode ini memanfaatkan dataset klinis dan biokimia yang terkait dengan diabetes. Setelah tahap preprocessing, evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dataset awal terdiri dari 768 entri dengan 9 indikator dari platform Kaggle. Setelah preprocessing, termasuk penanganan nilai yang hilang, outlier, dan normalisasi, tersisa 688 entri. Model-model ini kemudian dilatih dan diuji dengan Cross Validation untuk menentukan parameter terbaik. Hasil evaluasi menunjukkan kinerja dengan akurasi keseluruhan 74% untuk Random Forest dan sekitar 76% untuk XGBoost dalam memprediksi diabetes.*

Kata Kunci - Data Mining; Prediksi Penyakit Diabetes; Random Forest; XGBoost; Kaggle.

I. PENDAHULUAN

Diabetes mellitus adalah salah satu penyakit yang menjadi masalah kesehatan global yang signifikan. Penyakit ini ditandai oleh peningkatan kadar gula darah yang disebabkan oleh masalah dalam produksi atau penggunaan hormon insulin dalam tubuh[1]. Dalam rangka menghadapi tantangan ini, pengembangan metode klasifikasi yang akurat dan efisien dalam mendiagnosis penyakit diabetes menjadi sangat penting. Dalam beberapa tahun terakhir, penggunaan metode pembelajaran mesin untuk klasifikasi penyakit telah menjadi fokus penelitian yang meningkat[2]. Metode ini memungkinkan para peneliti untuk menganalisis dataset yang besar dan kompleks dengan lebih efisien, sehingga dapat menghasilkan model yang dapat memprediksi dan mengklasifikasikan penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi[3].

Dalam penelitian ini, akan memfokuskan pada penggunaan dua metode klasifikasi yang populer, yaitu Random Forest dan XGBoost, untuk melakukan klasifikasi penyakit diabetes. Random Forest adalah metode yang berdasarkan pada konsep ensemble learning, di mana beberapa pohon keputusan dibangun dan digabungkan untuk menghasilkan prediksi akhir[4]. Sementara itu, XGBoost adalah algoritma pembelajaran mesin yang kuat dan efisien yang menggunakan teknik boosting untuk meningkatkan kinerja model[5].

Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan analisis kinerja metode Random Forest dan XGBoost dalam klasifikasi penyakit diabetes. Menggunakan dataset yang terdiri dari berbagai fitur klinis dan biokimia yang relevan dengan diabetes, dan melatih model menggunakan kedua metode tersebut[6]. Selanjutnya, pada penelitian ini akan mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik yang umum digunakan seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Diharapkan melalui penelitian ini, dapat diperoleh pemahaman yang lebih baik tentang efektivitas dan kelebihan masing-masing metode dalam klasifikasi penyakit diabetes, serta memberikan wawasan baru dalam penggunaan metode Random Forest dan XGBoost untuk klasifikasi penyakit diabetes. Selain itu, hasil penelitian ini dapat menjadi dasar untuk pengembangan metode klasifikasi yang lebih baik dan akurat dalam bidang medis. Beberapa penelitian mengenai prediksi penyakit diabetes melitus telah banyak dilakukan dengan berbagai metode, untuk menguji tingkat presisi dan ketepatan dalam memprediksi penyakit diabetes, beberapa penelitian terdahulu antara lain:

Penelitian berjudul “Peningkatan Kinerja Akurasi Prediksi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Metode Grid Search pada Algoritma Logistic Regression”. Penulis Muhamad Ihsan Gunawan, Dedy Sugiarto, Is Mardianto pada tahun 2020, Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi penyakit Diabetes Mellitus menggunakan

metode Regresi Logistik dengan menerapkan teknik Grid Search. Metode penelitian melibatkan penggunaan dataset Pima Indians Diabetes Database. Hasilnya, model Regresi Logistik memiliki rata-rata akurasi sekitar 79%. Ketika diuji dengan data baru, model ini menunjukkan akurasi sebesar 83,33%[7].

Penelitian Berjudul “Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining Decision Tree dan Naive Bayes Untuk Prediksi Penyakit Diabetes”, Penulis Baiq Andriksa Candra Permana, Intan Komala Dewi, pada tahun 2021. Tujuan penelitian yaitu untuk dapat mengetahui secara dini seseorang mengalami diabetes. Algoritma klasifikasi yang digunakan decision tree dan naive bayes dengan menggunakan cross validation, Data yang digunakan berasal dari kaggle terdiri atas 520 data pasien dan 17 atribut, hasil yang didapat yaitu algoritma klasifikasi decision tree lebih baik dalam prediksi penyakit diabetes dengan nilai akurasi 95,58% dan nilai AUC 0,981 lebih tinggi dibandingkan naive bayes dengan akurasi 87,69% dan nilai AUC 0,947[8].

Penelitian Berjudul “Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)”. Penulis Hovi Sohbul Wafa, Asep Id Hadiana, Fajri Rakhmat Umbara, pada tahun 2022. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan apakah penderita/pasien dapat terkena penyakit diabetes atau tidak dengan menerapkan teknik data mining dan klasifikasi menggunakan algoritma SVM Radial Basis Function berbasis Forward Selection. Database yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dengan jenis wanita dengan keturunan indian pima yang memiliki 8 atribut dan 1 label, 8 atribut. Hasil penelitian bahwa model support vector machine (rbf) mampu memberikan hasil akurasi yang diperoleh sebesar 91.2% untuk accuracy, 93.0% untuk precision, 94.3% untuk recall, dan 93.7% untuk f1-scorer, dari hasil evaluasi confusion matrix[9].

Penelitian Berjudul “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Memprediksi Pasien Terkena Penyakit Diabetes Pada Puskesmas Manyampa Kabupaten Bulukumba. Nama Penulis M. Syukri Mustafa, I Wayan Simpen, pada tahun 2019. Penelitian ini dimaksudkan untuk melakukan pengujian terhadap kemungkinan seorang pasien baru pada puskesmas Manyampa dapat terkena penyakit diabetes militus atau tidak menggunakan analisis data mining. Data training yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 200 data pasien yang telah melakukan pemeriksaan dalam 2 tahun terakhir. Hasil akurasi yang diperoleh dari pengujian tersebut sebesar 68,30%. Hasil pengujian data dari sistem ini yang menggunakan 104 data pasien pada puskesmas Manyampa memperoleh hasil prediksi yang benar sebanyak 71 dan salah atau ragu-ragu sebesar 33 dengan tingkat akurasi sebesar 68.3%[10].

Penelitian Berjudul “Implementasi Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Diabetes Dengan Algoritma C4.5. Nama Penulis Sanni Ucha Putri, Eka Irawan, Fitri Rizky. Database yang digunakan adalah 49 data pasien penyakit diabetes dari RSUD Dr. Djasamen Saragih Pematangsiantar, pada tahun 2021. Penelitian ini bertujuan untuk membuat model prediksi menggunakan Data Mining Algoritma C4.5 yang menghasilkan sebuah pohon keputusan serta pengujian yang dilakukan dengan menggunakan Rapidminer agar pencegahan terhadap penyakit diabetes dapat dilakukan segera mungkin. Algoritma yang digunakan Decision tree dan algoritma C4.5. Hasil yang didapat Implementasi Data Mining menggunakan Algoritma C4.5 prediksi positif mencapai 90,00% dari total 36 prediksi. Algoritma C4.5 dalam RapidMiner menghasilkan hasil yang konsisten dengan perhitungan manual dengan akurasi 90,00%[11].

Pada penelitian Implementasi Data Mining Dalam Melakukan Prediksi Penyakit Diabetes ini, peneliti menggunakan database yang berasal dari kaggle, sebanyak 768 data dengan mencakup 9 indikator penyakit diabetes. Penelitian ini menggunakan 2 metode yaitu Random forest dan XGBoost, penggunaan dua metode tersebut untuk menganalisa prediksi dalam penyakit diabetes. Penelitian ini melalui beberapa tahapan-tahapan preprocessing untuk mengolah data-data awal sebelum di ujikan dengan kedua pemodelan topik antara random forest dan XGBoost, dilakukan pengujian menggunakan cross validation 5. Menggunakan matrix evaluasi akurasi, presisi, recall dan f1 score. Kedua metode ini efektif dalam mengatasi overfitting dan cocok untuk data besar.

II. METODE

A. Tahapan Penelitian

Pada Tahapan ini menggambarkan bagaimana pola alur penelitian yang dilakukan selama pengerjaan penelitian ini, digambarkan secara rinci mengenai metode dan proses yang digunakan dalam melakukan prediksi penyakit diabetes menggunakan metode random forest dan Xgboost, berikut tahapan-tahapannya:



Gambar 1 Desain Sistem

Perancangan perangkat lunak diawali dengan tahap preprocessing. Jika data telah melalui tahap Preprocessing, maka dilakukan modelling menggunakan metode Random Forest dan XGBoost[12]. Untuk mendapatkan parameter terbaik, peneliti menggunakan teknik Grid Search Cross Validation dengan cross validation 5 untuk melakukan tuning pada saat pemodelan. Pada gambar 1, merupakan alur perancangan sistem pada penelitian ini, berjalan melalui beberapa proses mulai dari pengumpulan data, preprocessing data awal, processing dan pemodelan metode random forest dan Xgboost, hingga tahap analisis hasil supaya menciptakan hasil yang akurat.

B. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Kaggle dan terdiri dari 768 entri. Dataset ini mencakup 9 indikator yang terkait dengan penyakit diabetes.

Tabel 1 Indikator Penyakit Diabetes

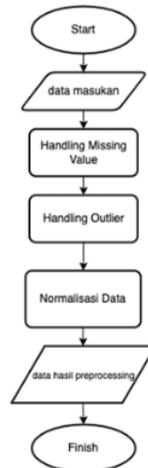
Attribut	Keterangan
Pregnancies	Jumlah Kehamilan
Glucose	Konsentrasi glukosa plasma 2 jam setelah uji toleransi glukosa oral
Blood Pressure	Tekanan darah diastolik
Skin Thickness	Ketebalan lipatan kulit trisep
Insulin	Insulin serum 2 jam
BMI	Indikator untuk menentukan kategori berat badan
Diabetes Pedigree Function	Fungsi silsilah diabetes
Age	umur

Pada tabel 1, Ditampilkan 9 kategori yang menjadi indikator data dalam penelitian ini, menggunakan 9 indikator tersebut guna sebagai bahan batasan masalah yang diteliti pada prediksi penyakit diabetes ini, indikator tersebut antara lain,

- a. Pregnancies
- b. Glucose
- c. Blood Pressure
- d. Skin Thickness
- e. Insulin
- f. BMI
- g. Diabetes pedigree function
- h. Age outcome

C. ¹ Preprocessing

Data mentah tidak dapat langsung digunakan oleh sistem dan memerlukan tahap preprocessing. Preprocessing dilakukan untuk memodifikasi data dan meningkatkan kualitasnya sebelum dilakukan pemodelan[6]. Pada penelitian ini, preprocessing dilakukan untuk membersihkan data sebelum proses pemodelan dimulai.



Gambar 2 Tahap Preprocessing

Pada gambar 2 dijelaskan tahapan-tahapan dalam preprocessing data sebelum dilakukan pemodelan topik random forest dan xgboost, beberapa tahapan penting diantaranya handling missing value, handling outlier dan normalisasi data. Setelah data berhasil diolah baru dilakukan pemodelan dengan kedua topik tersebut.

1. Handling Missing Value

Pada tahapan awal preprocessing, data masukan dilakukan handling missing value terlebih dahulu. Missing value dapat terjadi karena kesalahan penginputan data atau memang data tersebut tidak ada. Karena algoritma machine learning tidak dapat memproses data yang terdapat missing value, maka sebelum dilakukan modelling harus dilakukan handling missing value terlebih dahulu. Peneliti menggunakan Teknik imputasi mean. Sehingga data yang terdapat missing value diisi dengan nilai rata-rata dari kolom tersebut.

2. Handling Outlier

Selanjutnya, tahapan berikutnya adalah melakukan penanganan outlier menggunakan teknik Z-score. Z-score digunakan untuk membantu mengidentifikasi apakah suatu data termasuk dalam kategori outlier atau bukan. Data outlier merujuk pada data yang memiliki nilai yang sangat jauh dari rata-rata. Aturan umum yang digunakan adalah jika nilai Z-score kurang dari -3 atau lebih dari +3, maka data tersebut dianggap sebagai nilai ekstrem. Oleh karena itu, data yang melebihi batas bawah atau batas atas tersebut akan dihapus dari dataset.

3. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah salah satu teknik penting dalam tahap preprocessing. Hal ini penting karena seringkali data memiliki rentang nilai yang berbeda antar variabelnya. Dalam penelitian ini, peneliti

menggunakan metode min-max scaler untuk melakukan normalisasi data. Metode ini akan menyesuaikan nilai-nilai data ke dalam rentang yang ditentukan, biasanya 0 hingga 1, sehingga memungkinkan perbandingan yang lebih adil antar variabel.

D. Processing

Klasifikasi dengan Random Forest dan XGBoost :

Langkah pertama dari tahap klasifikasi dengan Random Forest dan XGBoost adalah membuka data yang telah dilakukan ekstraksi fitur ke dalam jupyter notebook menggunakan library pandas. Ketika data sudah berhasil di load, maka dilakukan pembagian data antara data X dan data y dimana data X merupakan kolom fitur dan data y merupakan kolom target[13].

Setelah melakukan pembagian data X dan y, kemudian dilakukan pembagian data train dan data test pada data X menggunakan modul scikit-learn yaitu `train_test_split`. Besaran pembagian data yaitu 80% untuk data train dan 20% untuk data test.

Untuk mendapatkan parameter yang paling optimal pada kasus ini, peneliti menggunakan Teknik GridSearchCV yang mana Teknik ini dapat mencari parameter optimal dari algoritma yang digunakan untuk kasus yang sedang dianalisa[14]. GridSearchCV adalah bagian dari modul scikit-learn yang bertujuan secara otomatis dan sistematis melakukan validasi beberapa model dan setiap hyperparameter. Ketika proses running GridSearchCV sudah selesai, maka akan didapatkan model beserta score test dan score train.

E. Tahap Evaluasi

Tahapan ini digunakan untuk mengukur performa dari model machine learning yang telah dibuat. terdapat tiga metrik evaluasi yang dapat digunakan yaitu precision, recall dan confusion matrix[15]. Seperti yang telah dijelaskan pada sub bab sebelumnya, data akan dibagi menjadi data train dan data test dengan perbandingan[16].

Agar mendapatkan hasil terbaik, beberapa perbandingan data train dan data test nantinya akan dilakukan percobaan pada masing-masing perbandingan[17]. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan Randomized Search Cross Validation dengan cross validation adalah 5. Sehingga dataset dibagi menjadi 5 bagian data sama banyak. Jika bagian 1 menjadi data test maka bagian 2 hingga 5 menjadi data train. Sedangkan jika bagian 2 menjadi data test maka bagian 1, 3, 4 dan 5 menjadi data train. Begitu seterusnya hingga bagian 5 menjadi data test.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data

Penelitian ini berfokus pada analisis data yang terdiri dari 768 entri. Dataset ini mencakup 9 indikator yang memiliki keterkaitan dengan penyakit diabetes. Dalam penelitian ini, 9 kategori yang mewakili indikator-indikator tersebut diidentifikasi. Fokus penggunaan 9 indikator ini adalah untuk membatasi ruang lingkup masalah dalam prediksi penyakit diabetes. Indikator-indikator tersebut meliputi:

1. Pregnancies
2. Glucose
3. Blood Pressure
4. Skin Thickness
5. Insulin
6. BMI
7. Diabetes Pedigree Function
8. Age
9. Outcome

Tabel 2 Indikator Data

Attribut	Keterangan
Pregnancies	Jumlah Kehamilan
Glucose	Konsentrasi glukosa plasma 2 jam setelah uji toleransi glukosa oral
Blood Pressure	Tekanan darah diastolik

Skin Thickness	Ketebalan lipatan kulit trisep
Insulin	Insulin serum 2 jam
BMI	Indikator untuk menentukan kategori berat badan
Diabetes Pedigree Function	Fungsi silsilah diabetes
Age	umur
Outcome	kelas

Dengan mempertimbangkan 9 indikator ini, penelitian ini bertujuan untuk lebih memahami dan merumuskan prediksi penyakit diabetes dengan kerangka kerja yang kokoh.

B. Preprocessing

1. Handling Missing Value

Output yang dihasilkan dari langkah ini adalah data yang telah mengalami penyaringan dan perubahan.

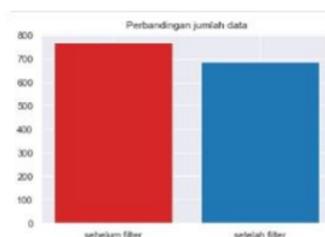


Gambar 3 Hasil Missing Value

Dapat diamati dari gambar 3, bahwa proses pengisian data dilakukan secara komprehensif sehingga tidak ada nilai yang terlewatkan. Presentasi visual dalam gambar 3 mencerminkan keseragaman warna yang sama. Pengamatan ini mengindikasikan bahwa pengisian nilai telah berhasil dilakukan dengan sukses.

2. Handling Outlier

Tahap berikutnya melibatkan penanganan outlier menggunakan metode Z-score. Z-score digunakan untuk membantu mengidentifikasi apakah suatu data termasuk dalam kategori outlier atau tidak. Data outlier merujuk pada data yang memiliki nilai yang signifikan dari rata-rata. Pedoman umum adalah jika nilai Z-score lebih kecil dari -3 atau lebih besar dari +3, data dianggap sebagai nilai ekstrem. Karena itu, data yang melampaui batas-batas ini akan dihilangkan dari dataset.



Gambar 4 Proses Outlier

Setelah menerapkan metode Z-score untuk mengatasi outlier, gambar 4 menunjukkan bahwa dari jumlah data awal sebanyak 768, jumlah data yang tersisa setelah proses tersebut adalah 688.

3. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah langkah kunci dalam preprocessing, mengingat variasi nilai antar variabel[18]. Dalam penelitian ini, metode yang diterapkan adalah skala min-max. Pendekatan ini mengatur nilai data dalam rentang 0 hingga 1 untuk perbandingan yang lebih adil[19].

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
# Inisialisasi MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()

# Fit scaler ke data dan transformasi data
normalized_data = scaler.fit_transform(X)

print("Data awal:\n", X)
print("Data yang sudah dinormalisasi:\n", normalized_data)

Data awal:
Pregnancies  Glucose  BloodPressure  SkinThickness  Insulin  BMI \
0      6.0    148.0         72.0          35.0         0.0    33.6
1      1.0     85.0         66.0          29.0         0.0    26.6
2      8.0    183.0         64.0           0.0         0.0    23.3
3      1.0     89.0         66.0          23.0         0.0    28.1
5      5.0    136.0          74.0           0.0         0.0    25.6
...
763    10.0    101.0         76.0          48.0        180.0   32.9
764     2.0    122.0         70.0          27.0         0.0    36.8
765     5.0    124.0         72.0          23.0        112.0   26.2
766     1.0    120.0         68.0           0.0         0.0    38.1
767     1.0     93.0         70.0          31.0         0.0    38.4

DiabetesPedigreeFunction  Age
0      0.627    50.0
1      0.351    31.0
2      0.672    32.0
3      0.167    21.0
5      0.201    30.0
...
763    0.171    63.0
764    0.340    27.0
765    0.245    30.0
766    0.349    47.0
767    0.315    23.0

[588 rows x 8 columns]
Data yang sudah dinormalisasi:
[[0.46153846 0.67096774 0.48979592 ... 0.41847826 0.39696312 0.61762128]
 [0.07692308 0.26451653 0.42877143 ... 0.22826887 0.19778696 0.21276596]
 [0.63386612 0.89077419 0.40816317 ... 0.13858696 0.42591818 0.23042251]
 ...
 [0.38461538 0.49677419 0.48979592 ... 0.21739113 0.12875199 0.10148936]
 [0.07692308 0.21861226 0.30734624 ... 0.32136927 0.19559813 0.52319148]
 [0.07692308 0.31612963 0.46938776 ... 0.33152174 0.17136650 0.64255319]]
```

Gambar 5 Proses Normalisasi Data

Dalam rangka penelitian ini, metode yang digunakan melibatkan penerapan skala min-max. Pendekatan ini mengelola nilai-nilai data agar berada dalam kisaran 0 hingga 1, untuk memastikan kesetaraan perbandingan. Gambar diatas menunjukkan hasil prediksi penyakit diabetes yang dihasilkan setelah menjalankan metode skala min-max.

C. Processing

Cross-validation adalah pendekatan yang membagi dataset menjadi beberapa bagian untuk tujuan pelatihan dan pengujian model. Dalam konteks Random Forest, strategi ini membantu mengukur sejauh mana model mampu menggeneralisasi data yang belum pernah dilihatnya[20]. Model diperlakukan sebagai pelatihan dan diuji pada setiap bagian dataset, sambil menghitung metrik evaluasi yang relevan[21]. Hasil dari setiap tahapan diambil untuk memberikan gambaran yang lebih akurat tentang performa keseluruhan model Berikut merupakan parameter-parameter terbaik dalam random forest dan XGBoost:

Tabel 3 Parameter Random Forest dan XGBoost

Algoritma	Parameter
Random Forest	<pre>Fitting 5 folds for each of 30 candidates, totalling 50 fits [Parallel(n_jobs=1)]: Using backend LokyBackend with 8 concurrent workers. [Parallel(n_jobs=1)]: Done 36 tasks elapsed: 39.8s [Parallel(n_jobs=1)]: Done 50 out of 50 elapsed: 11.7s finished 0.5665064658967 0.771272259878205 0.783961252570665 1: model_rf_best_params_ { 'algo_max_depth': 29, 'algo_max_features': 0.905484267982241, 'algo_min_sample_leaf': 3, 'algo_n_estimators': 150 }</pre>
XGBoost	<pre>Fitting 5 folds for each of 30 candidates, totalling 50 fits [Parallel(n_jobs=1)]: Using backend LokyBackend with 8 concurrent workers. [Parallel(n_jobs=1)]: Done 34 tasks elapsed: 49.5s [Parallel(n_jobs=1)]: Done 50 out of 50 elapsed: 49.8s finished 0.787941878411879 0.774229531646647 0.723468090138164 model_xgb_best_params_ { 'algo_colsample_bytree': 0.293538701818476, 'algo_gamma': 10, 'algo_learning_rate': 0.35561914931258884, 'algo_max_depth': 2, 'algo_n_estimators': 160, 'algo_obj_alpha': 1.5611961512898822, 'algo_reg_lambda': 0.0456169215438241, 'algo_subsample': 0.3268807687378457 }</pre>

Pada Tabel 3, menjelaskan parameter-parameter yang memberikan performa terbaik untuk model Random Forest dan XGBoost sesuai dengan metrix evaluasi yang telah ditentukan.

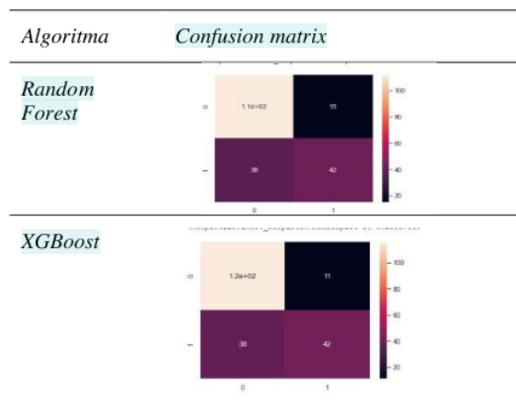
D. Evaluasi

Setelah melalui serangkaian langkah-langkah penting dalam preprocessing dan tahap klasifikasi data, langkah selanjutnya yang dijalankan adalah tahap evaluasi. Pada tahap ini, peneliti melanjutkan dengan menggunakan confusion matrix sebagai instrumen untuk melakukan evaluasi mendalam terhadap performa model yang telah dibangun.

Tabel 4 Classification Report

Algoritma	Classification Report				
<i>Random Forest</i>		precision	recall	f1-score	support
	0.0	0.75	0.88	0.81	127
	1.0	0.74	0.53	0.61	80
	accuracy			0.74	207
	macro avg	0.74	0.70	0.71	207
	weighted avg	0.74	0.74	0.73	207
<i>XGBoost</i>		precision	recall	f1-score	support
	0.0	0.75	0.91	0.83	127
	1.0	0.79	0.53	0.63	80
	accuracy			0.76	207
	macro avg	0.77	0.72	0.73	207
	weighted avg	0.77	0.76	0.75	207

Tabel 5 Confusion Matrix



Berdasarkan tabel 4 dan 5, berikut hasilnya:

Random Forest :

1. Akurasi keseluruhan: 74%
2. Rata-rata (macro avg): Presisi 0.74, Recall 0.70, F1-Score 0.71
3. Rata-rata berbobot (weighted avg): Presisi 0.74, Recall 0.74, F1-Score 0.73

XGBoost :

1. Akurasi keseluruhan: 76%
2. Rata-rata (macro avg): Presisi 0.77, Recall 0.72, F1-Score 0.73
3. Rata-rata berbobot (weighted avg): Presisi 0.77, Recall 0.76, F1-Score 0.75

VII. KESIMPULAN

Dalam Penelitian Implementasi Data Mining Dalam Melakukan Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Metode Random Forest Dan Xgboost, Penerapan teknik data mining melalui Random Forest dan XGBoost dalam meramalkan penyakit diabetes keduanya memberikan hasil prediksi yang akurat dan konsisten berdasarkan analisis dataset klinis dan biokimia yang didapat dari situs kaggle yang berjumlah 768 dan 9 indikator. Data diolah melalui tahap preprocessing diantaranya handling missing value, handling outlier dan normalisasi data, dan didapatkan data yang akan diolah sebesar 688. Setelah didapat data hasil preprocessing, data dilakukan tahapan pelatihan dan pengujian dengan Cross Validation dan dilakukan pengujian untuk mengetahui parameter-parameter terbaik yang akan digunakan, lalu dilakukan evaluasi kinerja model Random Forest dan XGBoost menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi model menunjukkan performa yang baik dalam penelitian ini, didapatkan hasil akurasi keseluruhan dalam penggunaan random forest sebesar 74% dan penggunaan XGBoost sebesar 76%. Kesimpulan ini menyoroti peran penting data mining dalam mengatasi tantangan kesehatan global, penelitian ini berpotensi mendukung upaya deteksi dini dan pengelolaan penyakit khususnya diabetes.

REFERENSI

- [1] T. Hidayat, S. S. Anelia, R. I. Pratiwi, N. Salsabila, and D. S. Prasvita, "Perbandingan Akurasi Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Adaboost- Random Forest Dan Adaboost- Decision Tree Dengan Imputasi Median Dan Knn," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, no. April, pp. 616–623, 2020.
- [2] G. Abdurrahman, H. Oktavianto, and M. Sintawati, "Optimasi Algoritma XGBoost Classifier Menggunakan Hyperparameter Gridsearch dan Random Search Pada Klasifikasi Penyakit Diabetes," *INFORMAL Informatics J.*, vol. 7, no. 3, p. 193, 2022, doi: 10.19184/isj.v7i3.35441.
- [3] A. Fauzi and A. H. Yunial, "JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Optimasi Algoritma Klasifikasi Naive Bayes, Decision Tree, K-Nearest Neighbor, dan Random Forest menggunakan Algoritma Particle Swarm Optimization pada Diabetes Dataset," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 470–481, 2022.
- [4] F. ANISHA, Dodi Vionanda, Nonong amalita, and Zilrahmi, "Application of Random Forest for The Classification Diabetes Mellitus Disease in RSUP Dr. M. Jamil Padang," *UNP J. Stat. Data Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 45–52, 2023, doi: 10.24036/ujsds/vol1-iss2/30.
- [5] N. N. Pandika Pinata, I. M. Sukarsa, and N. K. Dwi Rusjayanthi, "Prediksi Kecelakaan Lalu Lintas di Bali dengan XGBoost pada Python," *J. Ilm. Merpati (Menara Penelit. Akad. Teknol. Informasi)*, vol. 8, no. 3, p. 188, 2020, doi: 10.24843/jim.2020.v08.i03.p04.
- [6] Gde Agung Brahmana Suryanegara, Adiwijaya, and Mahendra Dwifebri Purbolaksono, "Peningkatan Hasil Klasifikasi pada Algoritma Random Forest untuk Deteksi Pasien Penderita Diabetes Menggunakan Metode Normalisasi," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 114–122, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2880.
- [7] S. D. M. I. Gunawan Ihsan Muhammad, "JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Peningkatan Kinerja Akurasi Prediksi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Metode Grid Search pada Algoritma Logistic Regression," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 3, pp. 280–284, 2020.
- [8] B. A. Candra Pemana and I. K. Dewi Patwari, "Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining Decision Tree dan Naive Bayes Untuk Prediksi Penyakit Diabetes," *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 4, no. 1, pp. 63–69, 2021, doi: 10.29408/jit.v4i1.2994.
- [9] H. S. W. Hovi, A. Id Hadiana, and F. Rakhmat Umbara, "Prediksi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Informatics Digit. Expert.*, vol. 4, no. 1, pp. 40–45, 2022, doi: 10.36423/index.v4i1.895.
- [10] M. Syukri Mustafa and I. Wayan Simpen, "Implementation of the K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm to Predict Patients Affected by Diabetes at the Manyampa Health Center, Bulukumba Regency," *Pros. Semin. Ilm. Sist. Indormasi dan Teknol. Inf.*, vol. VIII, no. 1, pp. 1–10, 2019.
- [11] S. Ucha Putri, E. Irawan, F. Rizky, S. Tunas Bangsa, P. A. -Indonesia Jln Sudirman Blok No, and S. Utara, "Implementasi Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Diabetes Dengan Algoritma C4.5," *Januari*, vol. 2, no. 1, pp. 39–46, 2021.
- [12] E. C. P. Witjaksana, R. R. Saedudin, and V. P. Widartha, "Perbandingan Akurasi Algoritma Random Forest dan Algoritma Artificial Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 9765–9772, 2021.
- [13] M. D. Purbolaksono, M. Irvan Tantowi, A. Imam Hidayat, and A. Adiwijaya, "Perbandingan Support Vector Machine dan Modified Balanced Random Forest dalam Deteksi Pasien Penyakit Diabetes," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 393–399, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3008.
- [14] Z. Munawar, N. I. Putri, and D. Z. Musadad, "Meningkatkan Rekomendasi Menggunakan Algoritma Perbedaan Topik," *J. Sist. Inf.*, vol. 01, no. 02, pp. 17–26, 2020.
- [15] A. E. Pramadhani and T. Setiadi, "Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi Penyakit ISPA dengan Algoritma Desicion Tree," *J. Sarj. Tek. Inform. e-ISSN 2338-5197*, vol. 2, no. 1, pp. 831–839, 2014.
- [16] N. Chamidah, W. Jurusan Teknik Informatika, U. Salamah, and K. Kunci Backpropagasi, "Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain (BPGDAG) untuk Klasifikasi," *J. Itsmart*, vol. 1, no. 1, pp. 28–33, 2012.
- [17] W. Apriliah, I. Kurniawan, M. Baydhowi, and T. Haryati, "SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Prediksi Kemungkinan Diabetes pada Tahap Awal Menggunakan Algoritma Klasifikasi Random Forest," *J. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 163–171, 2021, [Online]. Available: <http://sistemasi.fuk.unisi.ac.id>.
- [18] R. Bonetto and V. Latzko, "Machine learning," *Comput. Commun. Networks From Theory to Pract.*, pp. 135–167, 2020, doi: 10.1016/B978-0-12-820488-7.00021-9.
- [19] N. L. Rachmawati and M. Lentari, "Penerapan Metode Min-Max untuk Minimasi Stockout dan Overstock Persediaan Bahan Baku," *J. INTECH Tek. Ind. Univ. Serang Raya*, vol. 8, no. 2, pp. 143–148, 2022, doi: 10.30656/intech.v8i2.4735.
- [20] H. Azis, P. Purnawansyah, F. Fattah, and I. P. Putri, "Performa Klasifikasi K-NN dan Cross Validation Pada Data Pasien Pengidap Penyakit Jantung," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 81–86, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.507.81-86.
- [21] S. Kasus, K. Data, E. Gen, and S. Muscle, "Implementasi Metode Svm , Mlp Dan Xgboost," 2020.

Conflict of Interest Statement:

The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Article History:

Received: 26 June 2018 | Accepted: 08 August 2018 | Published: 30 August 2018

Artikel Ilmiah

ORIGINALITY REPORT

18%

SIMILARITY INDEX

18%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	www.researchgate.net Internet Source	5%
2	e-journal.unper.ac.id Internet Source	4%
3	e-journal.hamzanwadi.ac.id Internet Source	3%
4	ejurnal.seminar-id.com Internet Source	3%
5	tunasbangsa.ac.id Internet Source	3%

Exclude quotes Off

Exclude matches < 3%

Exclude bibliography On

Artikel Ilmiah

GRADEMARK REPORT

FINAL GRADE

GENERAL COMMENTS

/0

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9

PAGE 10
