



## Prediksi Risiko Dini Depresi Perinatal Pada Ibu Hamil Menggunakan Algoritme Random Forest dan Xgboost

Putri Cholidhazia<sup>1</sup>, Pedro Masdy<sup>2</sup>, Arif Mudi Priyatno<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

<sup>3</sup>Universitas Pahlawan Tuanku Tambusai

<sup>1</sup>[putri.cholidhazia@uin-suska.ac.id](mailto:putri.cholidhazia@uin-suska.ac.id), <sup>2</sup>[212250311042@students.uin-suska.ac.id](mailto:212250311042@students.uin-suska.ac.id), <sup>3</sup>[arifmudi@universitaspahlawan.ac.id](mailto:arifmudi@universitaspahlawan.ac.id)

### Abstrak

Depresi pada ibu hamil dapat diartikan sebagai gangguan mental yang muncul dengan gejala suasana hati yang tertekan, kehilangan minat, kelelahan, gangguan tidur, mudah lupa, lekas emosi dan marah serta penurunan fungsi fisik dan kognitif. Beberapa penyebab terjadinya depresi pada ibu hamil yaitu kurangnya dukungan suami dan keluarga saat hamil, kekerasan rumah tangga serta masalah ekonomi. Prevalensi gejala depresi pasca persalinan mencapai 31,8%, menjadikan Indonesia sebagai salah satu negara dengan tingkat risiko depresi pasca persalinan tertinggi di kawasan Asia. Oleh karena itu deteksi dini depresi perinatal menjadi sangat penting untuk mencegah perkembangan buruk pada janin yang dapat mengancam jiwa. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi risiko dini perinatal pada ibu hamil menggunakan algoritma Random Forest dan XGBoost. Tahapan penelitian ini terdiri atas pengumpulan data, persiapan data, splitting data, imbalanced data dengan metode SMOTE, pemodelan dan pengujian. Dataset yang digunakan yaitu data sekunder kesehatan mental ibu hamil yang memuat data psikologis, demografis, dan sosial ibu hamil yang berjumlah 14.008 data. Pembagian dataset untuk pemodelan dan pengujian di splitting dengan persentase 80% data latih dan 20% data uji. Hasil pengujian menunjukkan XGBoost dapat mencapai performa yang baik dengan nilai akurasi 97.00%, precision 97.00%, recall 96.00% dan f1-score 97.00% dibandingkan Random Forest dengan nilai akurasi 96.00%, precision 96.00%, recall 93.00% dan f1-score 97.00%.

Kata kunci : Prediksi, Risiko Depresi Perinatal, Random Forest, XGBoost.

### 1. Pendahuluan

Kehamilan merupakan proses alami dan fisiologis yang terjadi pada wanita dengan sistem reproduksi yang sehat akibat adanya pembuahan antara sel kelamin pria dan wanita (Herlinda et al., 2025). Masa kehamilan merupakan masa yang paling penting dan juga kritis bagi wanita dalam kehidupannya, tidak hanya mengalami perubahan fisik, namun juga dapat mempengaruhi pada kesehatan mental ibu (Shahid et al., 2022). Masalah kesehatan mental selama kehamilan masih dianggap kurang penting dibandingkan kesehatan fisik. Gangguan kesehatan mental belum dianggap sebagai penyakit, namun jika tidak ditangani dengan baik dapat akan mempengaruhi kondisi janin, seperti perkembangan janin yang tidak maksimal, kelahiran tidak cukup bulan, dan berat badan lahir rendah (Kemenkes, 2023). Gangguan kesehatan mental yang paling umum adalah kecemasan dan depresi (Zulaekah & Kusumawati, 2020).

Depresi pada ibu hamil dapat diartikan sebagai gangguan mental yang muncul dengan gejala suasana hati yang tertekan, kehilangan minat atau semangat, kelelahan, gangguan tidur, mudah lupa, lekas emosi dan marah serta penurunan fungsi fisik dan kognitif (Herliawati et al., 2024). Beberapa faktor yang menyebabkan terjadinya depresi pada ibu hamil yaitu kurangnya dukungan suami dan keluarga saat hamil, kekerasan rumah tangga serta masalah ekonomi (Monalisa et al., 2024). Tercatat sekitar 1 dari 10 perempuan akan mengalami depresi pasca persalinan, bahkan beberapa studi melaporkan angka yang lebih tinggi, yaitu 1 dari 7 perempuan. Secara global, prevalensi depresi pasca persalinan diperkirakan sebesar 17,22%. Selain itu, prevalensi depresi pasca persalinan dilaporkan mencapai hingga 15% dalam satu tahun terakhir di delapan puluh negara depresi pasca persalinan (Sultan et al., 2022). Di antara perempuan Asia, prevalensi gejala depresi pasca persalinan mencapai 31,8%, menjadikan Indonesia sebagai salah satu negara dengan tingkat risiko depresi pasca persalinan tertinggi di kawasan Asia (Wang et al., 2021).

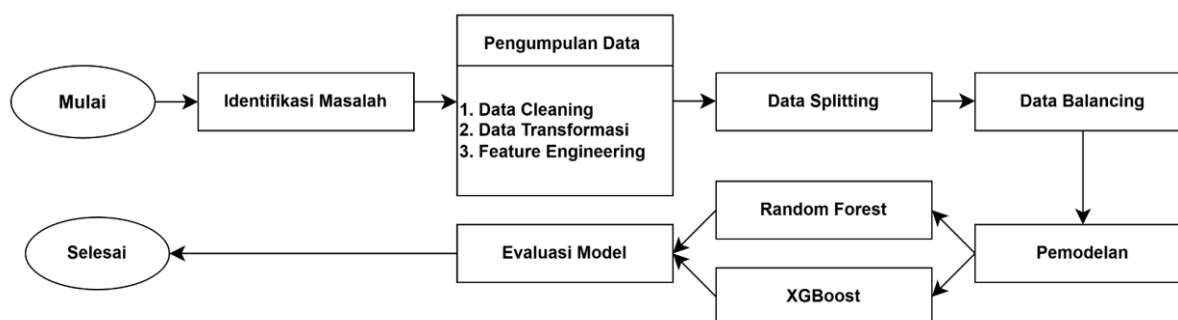
Tingginya prevalensi depresi perinatal, menunjukkan bahwa gangguan kesehatan mental pada ibu hamil merupakan masalah kesehatan yang membutuhkan upaya deteksi dini. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam penelitian tentang depresi perinatal pada ibu hamil telah yang dilakukan oleh Zafar et al., 2025 tentang pemanfaatan instrumen skrining psikologis yaitu kombinasi Edinburgh Postnatal Depression Scale (EPDS) dan

Patient Health Questionnaire (PHQ) yang terdapat pada dataset PERI-DEP. Penelitian tersebut hanya berfokus pada pengumpulan data dan melakukan analisis terhadap faktor-faktor risiko depresi perinatal (Zafar et al., 2025). Dataset PERI-DEP berisi dataset kesehatan mental ibu hamil yang memuat data psikologis, demografis, dan sosial ibu hamil, sehingga relevan digunakan sebagai dasar pengembangan model prediksi risiko depresi perinatal berbasis machine learning.

Algoritma machine learning yang banyak digunakan untuk prediksi yaitu random forest dan XGBoost. Random Forest bekerja dengan membangun beberapa pohon keputusan selama fase pelatihan dengan output dari masing-masing pohon akan diambil rata-rata untuk meningkatkan akurasi prediksi (Efendi et al., 2024). Metode Random Forest merupakan metode yang dapat meningkatkan hasil akurasi, karena dalam membangkitkan simpul anak untuk setiap node dilakukan secara acak (Saputra et al., 2025). Penelitian yang telah dilakukan oleh Saputra et al (2025) tentang Penerapan Algoritma Random Forest dalam Klasifikasi Prakiraan Cuaca menghasilkan akurasi 98,84%. Penelitian yang telah dilakukan oleh Alfajri & Defiyanti, (2023) tentang Penerapan Algoritma Random Forest dalam Prediksi Penyakit Jantung menghasilkan akurasi 98,00%. *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) merupakan algoritma boosting yang efisien dan adaptif, dirancang untuk mencegah overfitting serta mampu menangani nilai hilang secara otomatis (Khairah et al., 2025). XGBoost memiliki kelebihan diantaranya adalah regularization, tree pruning, pemrosesan secara paralel, dan penanganan data numerik serta kategorikal (Murdiansyah, 2024). Penelitian yang telah dilakukan oleh Murdiansyah (2024) tentang Prediksi Stroke Menggunakan XGBoost, menghasilkan akurasi 95.4%. Penelitian menggunakan XGBoost Lainnya dilakukan oleh Gustiyandi et al., 2025 tentang prediksi penjualan produk, menghasilkan akurasi 96,56%. Penelitian Cahyana et al., 2025 tentang prediksi penyakit diabetes, menghasilkan akurasi 96,33%. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perbandingan kinerja algoritma random forest dan XGBoost dalam prediksi risiko depresi perinatal ibu hamil.

## 2. Metode Penelitian

Metode penelitian disusun dengan pola teratur agar proses penelitian dapat berjalan sesuai arah dan sasaran yang telah ditetapkan, mencakup proses identifikasi masalah, pengumpulan data, persiapan data terdiri dari data cleaning, data transformasi, fitur engineering, data splitting, data balancing, modeling dan evaluasi model. Adapun desain tahap penelitian yang dilakukan ditunjukkan sebagai berikut.



Gambar 1. Tahapan Penelitian Prediksi Risiko Depresi Perinatal Ibu Hamil

### 2.1 Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah pada penelitian ini yaitu masih terbatasnya deteksi dini risiko depresi perinatal pada ibu hamil, khususnya pada fase antenatal (sebelum persalinan). Kondisi ini menyebabkan risiko gangguan kesehatan mental sering tidak teridentifikasi sejak awal, hingga upaya penanganan terlambat dilakukan. Selain itu, pemanfaatan data skrining kesehatan mental khususnya pada dataset PERI-DEP belum dioptimalkan menggunakan pendekatan machine learning untuk menghasilkan prediksi risiko yang lebih akurat dan objektif.

### 2.2 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu dataset kesehatan ibu hamil yang diberi nama PERI-DEP. Dataset PERI-DEP dapat diakses pada link berikut <https://zenodo.org/records/11403247>. Dataset berjumlah 14.008 sampel dengan 25 fitur yang terbagi menjadi 4 kategori fitur.

Tabel 1. Deskripsi atribut pada dataset

No	Kategori	Nama Fitur	Tipe Data	Deskripsi	
1.	Demografis	Age	Float	Usia ibu hamil (tahun)	
2.		Gestational Age	Int	Usia kehamilan	
3.		Number of sons	Int	Jumlah anak laki-laki	
4.		Number of daughters	Int	Jumlah anak perempuan	
5.		Total Number of Children	Int	Total jumlah anak	
6.		Gravida	Object	Jumlah total kehamilan yang pernah dialami	
7.	Sosial Ekonomi	Previous Miscarriage	Object	Riwayat keguguran sebelumnya	
8.		Female Education	Object	Tingkat pendidikan ibu	
9.		Husband Education	Object	Tingkat pendidikan suami	
10.		Working Status	Object	Status pekerjaan ibu	
11.		Sufficient Money for Basic Needs	Object	Kecukupan finansial untuk kebutuhan dasar	
12.	Kesehatan dan Lingkungan Sosial	Family System	Object	Sistem keluarga	
13.		Physical Health	Object	Kondisi kesehatan fisik ibu	
14.		Current Appearance Acceptance	Object	Tingkat penerimaan terhadap perubahan penampilan	
15.		Male Gender Preference	Object	Preferensi jenis kelamin anak	
16.		Relationship with Mother in-law	Object	Kualitas hubungan dengan ibu mertua	
17.		Psikologis	Little interest or pleasure in doing things	Int	Kehilangan minat/kesenangan
18.			Feeling down, depressed, or hopeless	Int	Perasaan sedih atau putus asa
19.			Trouble falling or staying sleep or sleeping too much	Int	Gangguan tidur
20.			Feeling tired or having little energy	Int	Kelelahan
21.			Poor appetite or overeating	Int	Gangguan nafsu makan
22.			Feeling bad about yourself that you are failure or have let yourself or your family down	Int	Perasaan bersalah/tidak berharga
23.			Trouble concentrating on things such as reading the newspaper or watching television	Int	Kesulitan konsentrasi
24.			Moving or speaking so slowly that other people could have noticed	Float	Perlambatan gerak/bicara
25.	Thoughts that you would be better off dead or of hurting yourself		Float	Pikiran menyakiti diri	

### 2.3 Persiapan Data

Persiapan data dilakukan untuk memastikan kualitas data siap digunakan dalam tahapan pemodelan. Tahapan persiapan data terdiri dari data cleaning, data transformation dan feature engineering. Data Cleaning merupakan tahapan pembersihan data dengan menghapus missing value. Data transformation merupakan tahapan mengubah nilai variabel kategorik menjadi bentuk numerik. Feature Engineering dilakukan untuk membentuk label risiko depresi perinatal berdasarkan skor total EPDS-PHQ berdasarkan penjumlahan nilai dari sembilan item psikologis yang merepresentasikan gejala depresi.

### 2.4 Data Splitting

Dataset PERI-DEP hasil persiapan data dibagi menjadi data latih untuk training data dan data uji untuk testing data. Pembagian dataset menggunakan library train-test split dengan persentase 80% data latih dan 20% data uji.

### 2.5 Data Imbalancing Data

Dataset PERI-DEP memiliki jumlah distribusi label yang tidak seimbang sehingga akan berpotensi menyebabkan bias pada label mayoritas, oleh karena itu dilakukan proses penyeimbangan data dengan menggunakan metode *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) pada data latih. Metode SMOTE akan melakukan sintesis data berdasarkan kedekatan fitur menggunakan metode k-nearest neighbors untuk meningkatkan jumlah label minoritas.

### 2.5 Data Modeling

Data Modeling merupakan tahapan membangun model prediksi risiko depresi perinatal ibu hamil dengan menggunakan dua algoritma ensemble learning yaitu Random Forest dan XGBoost. Algoritma Random Forest

merupakan algoritma yang memiliki kestabilan serta kemudahan dalam penerapannya. Parameter yang digunakan pada Random Forest yaitu jumlah pohon keputusan (decision tree) yang dibangun ( $n$  estimator) = 100. Algoritma XGBoost merupakan algoritma yang dikenal unggul dalam efisiensi dan akurasi, khususnya pada dataset berukuran besar. Parameter yang digunakan pada XGBoost yaitu  $n$  estimator = 100, learning rate = 0,1 dan max depth = 6.

## 2.6 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa model prediksi risiko depresi perinatal ibu hamil dengan menggunakan dua algoritma ensemble learning yaitu Random Forest dan XGBoost terhadap data uji PERI-DEP. Performa model dianalisis dengan menggunakan Confusion matrix, yang berfungsi sebagai penghitung matrik evaluasi performa antara lain akurasi, presisi, recall dan F1-Score. Hasil evaluasi digunakan untuk membandingkan performa algoritma Random Forest dan XGBoost, serta menentukan model yang paling optimal untuk digunakan dalam prediksi risiko depresi perinatal pada ibu hamil.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Hasil dan Persiapan Dataset

Proses tahapan persiapan dataset dilakukan pengecekan tipe data dan jumlah data null setiap fitur. Berikut fitur yang memiliki data null disertai dengan tipe data ditunjukkan sebagai berikut:

Tabel 2. Fitur yang memiliki nilai null

No	Nama Fitur	Tipe Data	Jumlah Data Null
1.	Age	Float	2
2.	Sufficient Money for Basic Needs	Object	4
3.	Male Gender Preference	Object	2
4.	Moving or speaking so slowly that other people could have Noticed	Float	6
5.	Thoughts that you would be better off dead or of hurting yourself	Float	4

Berdasarkan Tabel 1 disimpulkan bahwa rata-rata jumlah data null setiap fitur yaitu 4 data, dengan persentase data null hanya sekitar 0,03% dari total dataset 14.008 data. Oleh karena itu pengelolaan data *missing value* yang dilakukan dengan cara menghapus data pada fitur-fitur yang memiliki nilai kosong, sehingga total dataset berkurang menjadi 13.990 data dengan 25 fitur. Selanjutnya dilakukan tahapan transformasi data terhadap fitur-fitur dengan tipe data object agar dapat diproses oleh algoritma random forest dan XGBoost. Adapun fitur yang ditransformasi antara lain *Gravida*, *Female Education*, *Husband Education*, *Working Status*, *Physical Health*, *Previous Miscarriage*, *Sufficient Money for Basic Needs*, *Current Appearance Acceptance*, *Male Gender Preference*, *Family System*, *Relationship with Mother in-law*. Dataset yang telah ditransformasi selanjutnya digunakan untuk proses feature engineering untuk membentuk label *risk-level* berdasarkan skor EPDS-PHQ, yang merupakan instrumen skrining untuk menilai tingkat keparahan gejala depresi pada ibu hamil sesuai dengan ambang batas. Proses feature engineering pembuatan label *risk-level* ditunjukkan sesuai dengan pseudocode berikut.

#### Kode Program

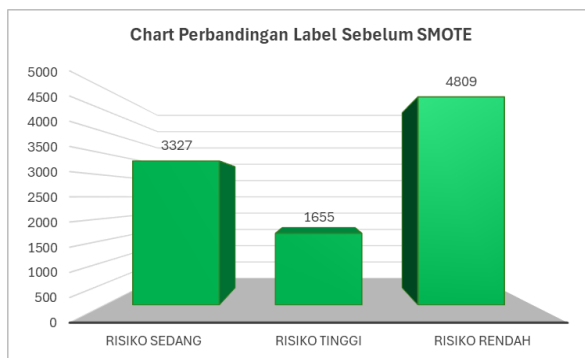
```
For i = 1 To JumlahData
    skorTotal = Skor_EPDS_PHQ(i)

    If skorTotal < 8 Then
        LabelRisiko(i) = "Risiko Rendah"
    ElseIf skorTotal >= 8 And skorTotal <= 12 Then
        LabelRisiko(i) = "Risiko Sedang"
    Else
        LabelRisiko(i) = "Risiko Tinggi"
    End If

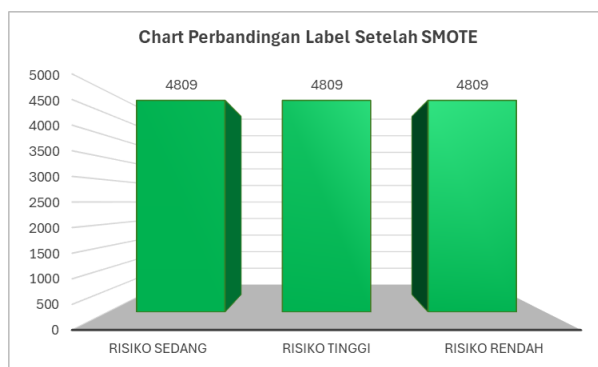
Next
```

### 3.2. Hasil Splitting Data dan Imbalancing Data Latih Metode SMOTE

Data splitting dilakukan pada dataset 13.990 data dengan perbandingan pembagian data latih dan data uji yang telah ditentukan. Hasil splitting dataset menghasilkan jumlah dataset untuk data latih yaitu 9791 data dengan 25 fitur dan 4197 data uji dengan 25 fitur. Selanjutnya dilakukan analisis distribusi label pada data latih yang ditunjukkan pada Gambar berikut.



Gambar 2. Perbandingan Label Data Sebelum SMOTE



Gambar 3. Perbandingan Label Data Setelah SMOTE

Berdasarkan Gambar sebelum dilakukan label data menggunakan SMOTE menunjukkan bahwa label dengan risiko tinggi memiliki jumlah data paling sedikit yaitu 1655 data dan label dengan risiko rendah memiliki jumlah data paling banyak 4809. Selisih antar label risiko rendah dengan label risiko tinggi sekitar 32,20%. Setelah dilakukan label data metode SMOTE jumlah label telah terdistribusi seimbang.

### 3.3 Hasil Modeling

Pada penelitian ini algoritma Random Forest dan algoritma XGBoost yang dirancang diimplementasikan pada studi kasus prediksi risiko depresi perinatal pada ibu hamil dengan menggunakan bahasa pemrograman Python 3. Model yang dihasilkan dari setiap model dilakukan pengujian untuk dianalisis agar dapat mengetahui seberapa baik model dalam prediksi risiko depresi perinatal pada ibu hamil. Berikut hasil perbandingan performance setiap metode berdasarkan matrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall dan f1-score sebagai berikut:

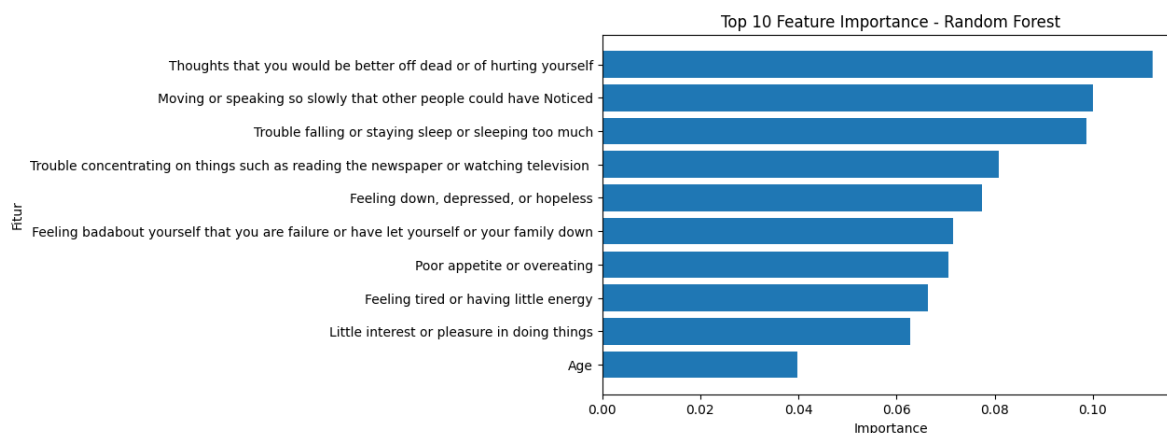
Tabel 2. Matriks Evaluasi Model

No	Nama Algoritma	Akurasi	Precision	Recall	f1-score
1.	Random Forest	96.00%	96.00%	93.00%	96.00%
2.	XGBoost	97.00%	97.00%	96.00%	97.00%

Berdasarkan Tabel 2 menunjukkan bahwa performa XGBoost menunjukkan tingkat akurasi terbaik dibandingkan metode random Forest ditunjukkan dengan jumlah akurasi 97.00%, precision 97.00%, recall 96.00% dan f1-score 97.00%. Metode XGBoost disimpulkan memiliki ketepatan lebih baik dalam prediksi risiko depresi perinatal pada ibu hamil dari pada metode Random Forest

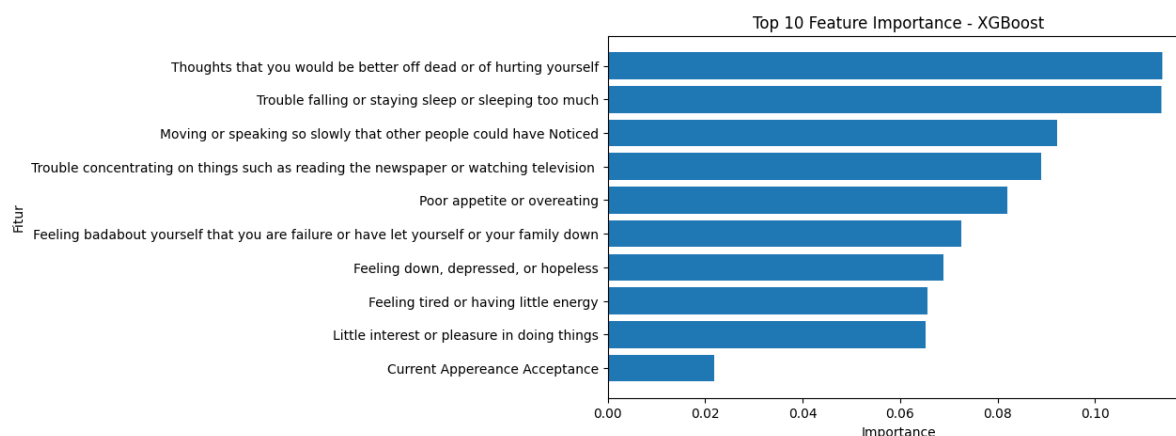
### 3.4 Analisis Fitur Importance

Hasil analisis fitur importance menunjukkan bahwa tidak seluruh fitur memiliki hubungan yang erat terhadap label prediksi risiko depresi perinatal. Kategori psikologis fitur yang paling tinggi hubungannya dengan label, hal ini sejalan dengan penggunaan instrumen EPDS-PHQ sebagai alat skrining dini depresi perinatal. Berikut perbedaan fitur yang memiliki hubungan erat terhadap label prediksi risiko depresi perinatal, ditunjukkan pada Gambar 3 dan 4 sebagai berikut.



Gambar 4. Fitur Importance Metode Random Forest

Berdasarkan Gambar 4 menunjukkan bahwa fitur importance pada algoritma Random Forest sebagai berikut *Thoughts that you would be better off dead or of hurting yourself* dengan bobot 0.108118, *Trouble falling or staying sleep or sleeping too much* dengan bobot 0.101098, *Moving or speaking so slowly that other people could have noticed* dengan bobot 0.097225, *Trouble concentrating on things such as reading the newspaper or watching television* dengan bobot 0.084319, *Feeling down, depressed, or hopeless* dengan bobot 0.075822, *Feeling bad about yourself that you are failure or have let yourself or your family down* dengan bobot 0.072212, *Poor appetite or overeating* dengan bobot 0.071361, *Feeling tired or having little energy* dengan bobot 0.068888, *Little interest or pleasure in doing things* dengan bobot 0.062928, age dengan bobot 0.0390075.



Gambar 5. Fitur Importance Metode Random Forest

Berdasarkan Gambar 5 menunjukkan bahwa fitur importance pada algoritma Random Forest sebagai berikut *Trouble falling or staying sleep or sleeping too much* dengan bobot 0.116183, *Thoughts that you would be better off dead or of hurting yourself* dengan bobot 0.104991, *Trouble concentrating on things such as reading the newspaper or watching television* dengan bobot 0.095973, *Moving or speaking so slowly that other people could have noticed* dengan bobot 0.091571, *Poor appetite or overeating* dengan bobot 0.074947, *Feeling bad about yourself that you are failure or have let yourself or your family down* dengan bobot 0.073625, *Feeling tired or having little energy* dengan bobot 0.070265, *Feeling down, depressed, or hopeless* dengan bobot 0.065183, *Little interest or pleasure in doing things* dengan bobot 0.061994, *Previous Miscarriage* dengan bobot 0.027653.

#### 4. Kesimpulan

Kesehatan mental ibu hamil merupakan masalah kesehatan yang membutuhkan upaya deteksi dini. Pada penelitian ini disajikan prediksi depresi dini perinatal pada ibu hamil menggunakan pendekatan machine learning dengan algoritma Random Forest dan XGBoost. Model XGBoost yang dirancang pada penelitian ini berhasil memberikan hasil yang terbaik, yaitu dengan nilai akurasi 97.00%, precision 97.00%, recall 96.00% dan f1-score 97.00%.

#### Reference

- Alfajri, N. H., & Defiyanti, S. (2023). Prediksi penyakit jantung menggunakan metode random forest dan penerapan principal component analysis (PCA). *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, 12(3S1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5055> Efendi, M. S., Sarwido, & Zyen, A. K. (2024). Penerapan algoritma random forest untuk prediksi penjualan dan sistem persediaan produk. *RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, 5(1), 12–20. <https://doi.org/10.30865/resolusi.v5i1.2149>
- Cahyana, A., Susanto, E. R., & Parjito. (2025). Penerapan algoritma XGBoost untuk prediksi diabetes: Analisis confusion matrix dan ROC curve. *Fountain of Informatics Journal*, 10(1). <https://doi.org/10.21111/fij.v10i1.14311>.
- Gustiandi, Z., Aradea, & Sulastris, H. (2025). Prediksi penjualan produk menggunakan algoritma *Xtreme Gradient Boosting*. *JURTI*, 9(1).
- Herlinda, A., Anung, F., Ige, A. M., Salju, E., Sawul, A., & Manggul, M. S. (2025). Pameran poster edukatif di Pustu Namut Purang untuk meningkatkan pengetahuan ibu hamil tentang tanda bahaya dalam kehamilan. *Jurnal Kreativitas Pengabdian Kepada Masyarakat (PKM)*, 8(6), 2934–2943. <https://doi.org/10.33024/jkpm.v8i6.19103>
- Herliawati, P. A., It, K., Nova, B. S., Murni, N. N. A., Glo, G. F. B., & Parwati, B. N. W. M. (2024). Bunga rampai: Kesehatan mental pada ibu hamil dan ibu pasca melahirkan. PT Nuansa Fajar Cemerlang.
- Kementerian Kesehatan RI. (2024). Kementerian Kesehatan Republik Indonesia
- Khairah, D. U., Abdullah, A., & Pangestika, M. W. (2025). Komparasi algoritma random forest dan XGBoost dalam klasifikasi penipuan kartu kredit. *Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)*, 6(3), 392–398. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v6i3.10470>
- Murdiansyah, D. T. (2024). Stroke prediction using extreme gradient boosting. *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, 8(2), 419–426. <https://doi.org/10.26798/jiko.v8i2.1295>
- Monalisa, A. E., Nugroho, A. P. P., Azzahra, F. B. N., Abiyunanda, A. F., & Herbawani, C. K. (2024). Analysis of mental health on the incidence of depression in pregnant women and postpartum women during the COVID-19 pandemic: A study literature. *Media Kesehatan Masyarakat*, 6(1), 13–24.
- Saputra, D., Pangestika, M. W., & Octariadi, B. C. (2025). Penerapan algoritma random forest dalam klasifikasi prakiraan cuaca. *Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)*, 6(3), 625–633. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v6i3.10846>
- Shahid, A., Malik, N. I., Shahid, F., Ullah, I., & Abbass, Z. (2022). Psychosocial predictors of mental health among pregnant women. *Perspectives in Psychiatric Care*, 58(3), 1071–1076. <https://doi.org/10.1111/ppc.12900>
- Sultan, P., Ando, K., Elkhateb, R., George, R. B., Lim, G., Carvalho, B., et al. (2022). Assessment of patient-reported outcome measures for maternal postpartum depression using the Consensus-Based Standards for the Selection of Health Measurement Instruments guideline: A systematic review. *JAMA Network Open*, 5(6), e2214885. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2022.14885>
- Wang, Z., Liu, J., Shuai, H., Cai, Z., Fu, X., Liu, Y., Xiao, X., Zhang, W., Krabbendam, E., Liu, S., Liu, Z., Li, Z., & Yang, B. X. (2021). Mapping global prevalence of depression among postpartum women. *Translational Psychiatry*, 11(1), 543. <https://doi.org/10.1038/s41398-021-01663-6>
- Zafar, A., Akram, B. A., Wasim, M., Maham, Pires, I. M., & Coelho, P. J. (2025). PERI\_DEP: A dataset of mother's mental health in Pakistan. *Data in Brief*, 60, 111621. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2025.111621>
- Zulaekah, S., & Kusumawati, Y. (2020). Kecemasan sebagai penyebab gangguan kesehatan mental pada kehamilan di layanan kesehatan primer Kota Surakarta. *Jurnal Kebidanan dan Keperawatan 'Aisyiyah*, 17(1), 59–73.