

Penerapan Metode Naive Bayes untuk IUGR (Intra Pembatasan Pertumbuhan Uterus) Diagnosa pada The Kehamilan

Tessy Badriyah
Politeknik Elektronika Negeri
Surabaya, INDONESIA
tessy@pens.ac.id

Nadia Ayu Savitri
Politeknik Elektronika Negeri
Surabaya, INDONESIA
nadiaayusavitri95@gmail.com

Umi Sa'adah
Politeknik Elektronika Negeri
Surabaya, INDONESIA
umi@pens.ac.id

Iwan Syarif
Politeknik Elektronika Negeri
Surabaya, INDONESIA
iwanarif@pens.ac.id

Abstrak— Intra Uterine Growth Restriction adalah suatu kondisi ketika bayi gagal tumbuh seperti yang diharapkan (lebih kecil) dari ukuran normal dan dapat mempengaruhi keselamatan ibu hamil dan janin. Penambahan data dapat digunakan sebagai alat untuk membuat prediksi dan diagnosis IUGR. Studi ini menggunakan dataset IUGR dari rumah sakit dan menerapkan metode Naive Bayes sebagai salah satu metode potensial dalam Data Mining. Diagnosis dapat diklasifikasikan berdasarkan aspek yang ada. Pada hasil percobaan rata-rata nilai akurasi yang diperoleh dari pengujian Naive Bayes adalah 84%, dengan presisi 52,5%, recall 86,7% dan spesifisitas 83,8% yang hasilnya menunjukkan kinerja yang cukup baik.

Kata Kunci— Pembatasan Pertumbuhan Intra Uterus, klasifikasi, Penambahan Data, Pengklasifikasi Naif Bayes

I. PENDAHULUAN

IUGR (Intra Uterine Growth Restriction) atau bayi kecil saat hamil adalah kondisi dimana bayi gagal tumbuh sesuai harapan (lebih kecil) dari ukuran normalnya saat dalam kandungan. Pada banyak kasus IUGR disebabkan oleh kurangnya asupan gizi selama kehamilan sehingga berat badan ibu tidak bertambah sesuai dengan usia kehamilan. Akibatnya janin mendapat sedikit tambahan nutrisi yang mengakibatkan berat badan janin menjadi lebih kecil dari normal. Penyebab IUGR lainnya adalah penyakit yang diderita ibu hamil seperti hipertensi (tekanan darah tinggi), jantung, ginjal, paru-paru dll. Ibu yang terdiagnosis IUGR akan mengalami kehamilan dengan resiko tinggi, bayi dapat lahir kecil dan prematur sehingga resiko kematiannya tinggi dan juga resiko infeksi, gangguan syaraf dan penyakit jantung dapat timbul.

Belum adanya ilmu yang mengajarkan bidan untuk melakukan USG (ultrasonografi) dan belum adanya izin untuk melakukan USG di puskesmas atau rumah sakit sehingga untuk menghitung TFU (High Fundus Uteri) bidan hanya menggunakan perhitungan manual menggunakan jari. Hal ini menjadi salah satu penyebab kurangnya deteksi dini ibu hamil yang mengalami IUGR berpengaruh pada lambatnya penanganan ibu hamil wanita.

Dari permasalahan di atas, diperlukan terobosan dengan penerapan diagnosis IUGR. Diagnosis dapat menggunakan teknik data mining dengan Naive Bayes Classifier. Aplikasi ini berfungsi sebagai media pendukung dalam proses diagnosa ibu hamil yang dilakukan oleh bidan dimana bidan dapat melakukan proses diagnosa dan mencetak hasil diagnosa dari proses pemeriksaan ibu hamil. Dengan adanya aplikasi diagnosis IUGR ini diharapkan dapat membantu bidan untuk memberikan diagnosis dan peringatan dini pada ibu hamil dengan kasus IUGR sehingga dapat dilakukan solusi atau pencegahan agar tidak terjadi

lebih buruk

II. PEKERJAAN TERKAIT

Banyak peneliti telah melakukan penelitian tentang IUGR [1][2][3][4][5][6][7][8][9][10] Dalam proses perkembangan diagnosis IUGR ini, dua penelitian diantaranya dapat dijelaskan sebagai berikut:

Sharma, D. et.al.[11] membahas Diagnosis Komplikasi Kehamilan Menggunakan Prediksi Data Mining. Dalam makalahnya menyebutkan bahwa di Sri Lanka terdapat 16,3% bayi lahir dengan berat badan di bawah normal yang dapat disebabkan oleh beberapa faktor mulai dari penyakit ibu, gaya hidup, dan komplikasi dalam kehamilan. Komplikasi selama kehamilan merupakan penyebab terpenting dalam meningkatkan risiko kematian ibu dan bayi, serta sangat terkait dengan hasil yang buruk seperti keguguran, kematian saat melahirkan, dan kelahiran prematur. Oleh karena itu penting untuk menilai tingkat risiko kehamilan untuk mengendalikan komplikasi kehamilan. Penulis melakukan diagnosis komplikasi kehamilan dengan menggabungkan 3 (tiga) teknik data mining diantaranya Artificial Neural Network (ANN), Naive Bayes (NB) dan Novel Hybrid Algorithm dimana JST dan Naive Bayes memiliki akurasi diagnosis sebesar 80% dan 70%, sedangkan Novel Hybrid memiliki akurasi 86%. Diagnosis komplikasi kehamilan menggunakan prediksi data mining menggunakan JST, NB dan algoritma hybrid, dokter hanya dapat melihat hasil tanpa ada hasil detail dari proses diagnosis.

Nagarajan, S.et. al.[12] membahas Aplikasi Data Mining untuk Diagnosa Diabetes Gestasional. Dalam jurnal mereka menjelaskan bahwa di India terdapat 17% ibu hamil terdeteksi GDM (Gestational Diabetes Miletus) yang disebabkan oleh hormon yang menyebabkan peningkatan kadar gula darah walaupun ibu hamil tidak memiliki riwayat diabetes sebelumnya. Banyaknya ibu hamil yang tidak mengetahui bahwa dirinya terkena GDM dapat berdampak pada kondisi fisik janin yang menjadi lebih besar dan nantinya berbahaya dalam proses persalinan yang dapat membahayakan nyawa ibu hamil dan janin yang dikandungnya. Mereka menerapkan beberapa teknik data mining yaitu ID3, Naïve Bayes, C4.5 dan Random Tree. Dan berdasarkan penelitiannya, Random Tree menjadi salah satu teknik yang memiliki hasil akurasi tinggi dan error paling sedikit.

Dalam penelitian ini, kami mengembangkan sistem yang tidak hanya menjawab diagnosis penyakit IUGR metode yang dapat memudahkan bidan sebelum menentukan diagnosis IUGR yang diderita pasien. Kami juga melakukan eksperimen untuk menguji seberapa baik metode Naïve Bayes ini diterapkan untuk mendiagnosis penyakit IUGR pada kehamilan dengan menggunakan akurasi, presisi, dan daya ingat pengukuran kinerja.

AKU AKU AKU. METODOLOGI

Pada bagian ini terlebih dahulu akan dijelaskan dataset yang digunakan. Kemudian setelah itu dilakukan preprocessing sebelum data dapat diolah menggunakan metode Naïve Bayes. Kemudian pembahasan mengenai metode Bayes itu sendiri dan terakhir bagaimana mengimplementasikan metode Naïve Bayes ke dalam diagnosis IUGR.

A. Dataset yang Digunakan

Data yang digunakan dalam penelitian adalah data diagnostik IUGR berupa data kehamilan tahun 2015-2016 yang berjumlah 205 data yang meliputi umur, tinggi badan, berat badan, pertambahan berat badan, penyakit ibu, riwayat keluarga, lingkaran lengan, tekanan darah, denyut nadi, TFU (tinggi fundus uteri), usia kehamilan, dan risiko.

B. Data Preprocessing

Proses data cleaning dilakukan dengan mencari dan memperbaiki kesalahan atau masalah pada data seperti missing value dan noise data. Ada beberapa cara untuk mengatasi missing value diantaranya dengan mengisi mode atau rata-rata. Modus digunakan pada data yang berskala kontinu. Median/modus digunakan pada data skala kategori, penyakit ibu hamil. Hal ini dilakukan untuk menjaga kualitas data. Pada data kehamilan Puskesmas Gending terdapat beberapa data missing value sehingga penanganannya dilakukan dengan mencari nilai rata-ratanya. Data yang digunakan sebanyak 225 data dan terdapat 25 data yang tidak dapat digunakan. Dikategorikan sebagai data yang tidak dapat digunakan jika jumlah nilai yang hilang melebihi 2 atribut. Terdapat 11 baris data missing value pada beberapa atribut lingkaran lengan, dan tekanan darah.

Kemudian dilakukan proses transformasi untuk mengubah data numerik menjadi data kategorikal. Pada proses ini, atribut untuk label tekanan darah yang masih numerik diubah menjadi data kategori dengan tekanan darah normal asalkan dibawah 140/80 dan penentuan nilai atribut target apakah berlabel atau tidak. Penetapan ditentukan oleh bidan di puskesmas.

C. Metode Naïve Bayes Alur

proses dari algoritma Naive Bayes Classifier dimulai dari pembacaan data training, kemudian dilakukan pengecekan atribut pada data tersebut apakah bertipe numerik atau tidak. Jika atributnya numerik, maka atribut dihitung dengan rata-rata dan standar deviasi. Jika atribut bukan tipe numerik, maka atribut dihitung dengan angka dan probabilitas.

Naïve Bayes adalah metode klasifikasi berdasarkan teorema probabilistik yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari kumpulan data yang diberikan.

Persamaan Naïve Bayes adalah:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Di mana:

X : Data dengan kelas yang tidak diketahui

H : Hipotesis data adalah kelas tertentu

P(H|X) : Hipotesis probabilitas berdasarkan kondisi X
(Probabilitas posterior)

P(H) : Probabilitas hipotesis dari H (probabilitas sebelumnya)

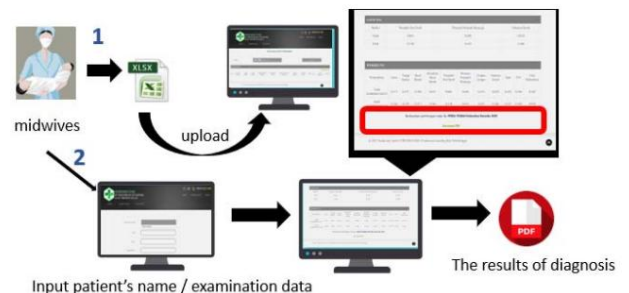
P(X|H) : X Probabilitas berdasarkan kondisi di
Hipotesa
H

P(X) : Probabilitas X

D. Perancangan Sistem untuk Mengimplementasikan Naïve Bayes ke dalam Diagnosis IUGR

Gambar di bawah ini menunjukkan

bagaimana desain sistem dirancang untuk mengimplementasikan metode Naïve Bayes yang digunakan untuk diagnosis IUGR.



Gambar 1. Desain Sistem

Desain sistem dapat dijelaskan sebagai berikut:

1) Bidan dapat mengunggah data pasien terkait kondisi kehamilan pasien. Jika bidan ingin mengupdate data latih dapat memodifikasi data dan mengupload kembali 2) Bidan menginput nama pasien yang sebelumnya telah diinput oleh admin atau bidan dapat menginput data pemeriksaan. 3) dan terakhir, IUGR atau sistem normal akan menampilkan diagnostik.

IV. EKSPERIMEN DAN ANALISIS

Pada bagian ini kami akan menjelaskan percobaan yang dilakukan di bawah penerapan metode Naïve Bayes untuk diagnosis IUGR. Ada 2 (dua) hal yang berkaitan yaitu pengukuran kinerja yang digunakan untuk menghitung kinerja klasifikasi dari metode yang digunakan. Dan yang kedua adalah teknik sampling yang digunakan untuk melakukan percobaan.

A. Pengujian Perangkat Lunak

Fitur-fitur yang tersedia untuk digunakan bidan (tenaga medis) adalah sebagai berikut: 1. Form Login 2. Update data Bidan 3.

Update data Pasien 4. Upload Data Kehamilan sebagai Data Training 5. Input Data Pasien (Data Testing)

6. Output Diagnosis (dari metode Naïve Bayes)
7. Hasil Diagnosis (penjelasan singkat tentang kondisi pasien dan analisis prediktif IUGR)

Dari fitur-fitur di atas, pengguna sebagai bidan cukup menggunakan aplikasi sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan tentang diagnosis IUGR.

B. Kinerja Klasifikasi Berikut ini

akan dijelaskan kinerja klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini dengan mencari nilai akurasi, presisi, dan nilai recall yang rumusnya diperoleh dari matriks konfusi pada tabel I.

$$\text{Precision} = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FN} \quad (3)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum TP + \sum TN}{\sum TP + \sum FP + \sum FN + \sum TN} \quad (4)$$

TABEL I. PRESISI, RECALL DAN AKURASI

		actual values	
		TRUE	FALSE
prediction values	TRUE	TP (True Positive) <i>Correct result</i>	FP (False Positive) <i>Unexpected result</i>
	FALSE	FN (False Negative) <i>Missing result</i>	TN (True Negative) <i>Correct absence of result</i>

C. Kinerja Klasifikasi dan Teknik Sampling

Untuk teknik pengambilan sampel yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan k-fold cross validasi dengan parameter k = 10 jadi menggunakan 10-fold, dengan hasil pengujian seperti pada Tabel II.

TABEL II. METODE SAMPLING MENGGUNAKAN 10-FOLD CROSS VALIDATION

K-	Ketepatan	Presisi	Mengingat	Kekhususan
1	65%	22	100	y 61 82
2	85%	50	100	
3	75%	33	67	77
4	90%	67	67	94
5	90%	60	100	88
6	75%	33	67	77
7	95%	75	100	94
8	80%	43	100	77
	90%	67	67	94
9	95%	75	100	94
10 selang kepercayaan 95%.	84% ± 0,062	53 ± 11,8 87 ±	10,6 84 ± 6,84	

Pada percobaan menggunakan validasi 10-silang, rata-rata nilai akurasi yang diperoleh dari pengujian metode Naive Bayes adalah 84% dengan selang kepercayaan 95% sebesar 84% ± 0,062. Akurasi sendiri didefinisikan sebagai derajat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Sedangkan Precision adalah ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Persentase presisi yang kecil tidak membuat persentase akurasi dari sistem menjadi kecil, kecilnya nilai presisi terjadi karena banyaknya klasifikasi hasil diagnosis Positif Palsu (sebenarnya IUGR tidak beresiko tetapi terdiagnosis IUGR). Beberapa bidan menyatakan bahwa hasil tersebut lebih baik karena bidan dapat memberikan peringatan dini sebelum ibu hamil benar-benar didiagnosis IUGR.

Recall atau sensitivitas adalah proporsi jumlah diagnosis yang diprediksi dengan benar di antara semua kemungkinan diagnosis yang benar. Dan spesifisitas adalah proporsi diagnosis yang benar di antara semua diagnosis yang berhasil diprediksi.

V. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, kami menyajikan metode Naïve Bayes untuk model prediktif diagnosis Intra Uterine Growth Restriction (IUGR) pada kehamilan. Aplikasi tersebut dapat digunakan sebagai alat bantu tenaga medis dalam mendiagnosa kelainan yang terjadi pada ibu hamil sehubungan dengan adanya IUGR dimana janin gagal tumbuh seperti yang diharapkan (lebih kecil) dari ukuran normal dan dapat berdampak pada keselamatan ibu hamil dan janin.

Pada hasil percobaan menunjukkan dengan kepercayaan 95% rata-rata populasi adalah antara 83,9 dan 84,1, berdasarkan hanya 10 data dari 10 validasi silang, nilai akurasi, presisi, daya ingat dan spesifisitas adalah 84% ± 0,06, 53 ± 11,8, 87 ± 10,6, dan 84 ± 6,84, yang hasilnya menunjukkan kinerja yang cukup baik dari metode Naïve Bayes.

REFERENSI

- [1] Bagi, KS; Shreedhara, KS Pengukuran biometrik dan klasifikasi IUGR menggunakan jaringan saraf. Konferensi Internasional 2014 tentang Komputasi dan Informatika Kontemporer (IC3I), 2014, 27-29 November 2014. hal.157-161.
- [2] Fayyad, AM; Harrington, KF Prediksi dan pencegahan preeklampsia dan IUGR. Perkembangan manusia purba, ay 81, n. 11, hal. 865-876, 11/2005// 2005. ISSN 0378-3782. Disponivel em: <
- [3] Banjir, K. et al. Peran hemat otak dalam prediksi hasil yang merugikan dalam pembatasan pertumbuhan intrauterin: hasil Studi PORTO multisenter. American Journal of Obstetri dan Ginekologi, v. 211, n. 3, hal. 288.e1-288.e5, 01/09/2014/2014. ISSN 0002-9378.
- [4] Gadagkar, AV; Shreedhara, KS Diagnosis IUGR Berbasis Fitur Menggunakan Metode Variational Level Set dan Klasifikasi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. Konferensi Internasional Kelima 2014 tentang Pemrosesan Sinyal dan Gambar, 2014, 8-10 Jan. 2014. hal.303-309.
- [5] Haram, K.; Softeland, E.; Bukowski, R. Pembatasan pertumbuhan intrauterin. Jurnal Internasional Ginekologi & Kebidanan, v. 93, n. 1, hal. 12-05-2006. ISSN 0020-7292.
- [6] Longo, S. et al. IUGR dan infeksi. Perkembangan Manusia Awal, v. 90, hal. S42-S44, 01/03/2014/2014. ISSN 0378-3782 [7] Owen, P. et al. Prediksi pembatasan pertumbuhan intrauterin dengan persentil perkiraan berat janin yang disesuaikan. BJOG: Jurnal Internasional Obstetri dan Ginekologi, v. 110, n. 4, hal. 411-415, 2003/04/01/ 2003. ISSN 1470-0328..
- [8] Pillai, RN dkk. Prediksi keguguran pada wanita dengan kehamilan intrauterin yang layak — Tinjauan sistematis dan meta-analisis akurasi diagnostik. Jurnal Kebidanan & Ginekologi Eropa dan Biologi Reproduksi, v. 220, hal. 122-131, 01/01/2018/2018. ISSN 0301-2115.
- [9] Rodriguez, A.; Tuuli, MG; Odibo, AO Skrining Trimester Pertama, Kedua, dan Ketiga untuk Preeklamsia dan Pembatasan Pertumbuhan Intrauterin. Klinik di Laboratorium Kedokteran, v. 36, n. 2, hal. 331-351, 01/06/2016. ISSN 0272-2712.
- [10] Wosiak, A.; Zamecznik, A.; Niewiadomska-Jarosik, K. Pembelajaran mesin yang diawasi dan tidak diawasi untuk meningkatkan identifikasi jenis pembatasan pertumbuhan intrauterin. Konferensi Federasi 2016 tentang Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (FedCSIS), 2016, 11-14 September 2016. p.323-329.
- [11] Sharma, D.; Shastri, S.; Sharma, P. Pembatasan Pertumbuhan Intrauterin: Aspek Antenatal dan Postnatal. Wawasan Kedokteran Klinis. Pediatri, v. 10, hal. 67-83
- [12] Nagarajan, S.; Chandrasekaran, RM; Ramasubramanian, P., Data Mining Techniques for Performance Evaluation of Diagnosis in Gestational Diabetes, International Journal of Current Research and Academic Review. 2014.2(10): 91-98.