

APLIKASI PREDIKSI USIA KELAHIRAN DENGAN METODE NAIVE BAYES

Naisha Rahma Indraswari

Fakultas Komunikasi dan Informatika, Program Studi Informatika
Universitas Muhammadiyah Surakarta
Email: naisharahmai@gmail.com

Yogie Indra Kurniawan

Fakultas Komunikasi dan Informatika, Program Studi Informatika
Universitas Muhammadiyah Surakarta
Email: yogiek@ums.ac.id

ABSTRAK

Umumnya kelahiran bayi sehat cukup bulan berada pada minggu 38-42 kehamilan. Namun ada banyak bayi yang terlahir pada usia kelahiran yang kurang mencukupi bahkan lahir dalam usia kelahiran yang lewat waktu. Hal ini menjadi hal yang serius mengingat banyak terjadi kematian bayi akibat usia kelahiran yang kurang mencukupi atau yang lewat waktu. Penelitian ini bertujuan untuk membuat aplikasi prediksi yang nantinya akan dapat membantu pasien dalam mengetahui usia kelahirannya dan mengantisipasi hal yang tidak diinginkan kedepannya. Metode yang digunakan merupakan metode Naïve Bayes dengan variable inputan faktor-faktor yang dialami oleh ibu hamil, diantaranya: usia ibu, tekanan darah, jumlah bayi, riwayat persalinan, riwayat abortus/ kuretase, malnutrisi, penyakit bawaan sebelum hamil dan masalah saat kehamilan. Hasil dari penelitian ini merupakan sebuah aplikasi yang dapat memprediksi usia kelahiran dengan nilai akurasi aplikasi tertinggi pada angka 78,69%, nilai *precision* tertinggi ada pada angka 70.14% dan nilai *recall* tertinggi ada pada angka 63.64%.

Kata kunci: aplikasi, naïve bayes, prediksi, usia kelahiran.

ABSTRACT

Generally babies born at 38-42 weeks of pregnancy. But, there are a lot of babies born at preterm pregnancy and even there are babies born at postterm pregnancy. This problem becomes a serious thing considering that many babies deaths due to preterm pregnancy or postterm pregnancy. The goals of this study is to create a prediction application that will be able to help patients to knowing the age of birth and anticipate the unexpected thing going forward. The method used is Naïve Bayes method with variable input factors by pregnant mother. They are, age, blood pressure, number of infants, birth history, abortion / curettage history, malnutrition, congenital disease and pregnancy problems. The results of this study is an application that can predict the age of birth with highest accuracy value of this application on number 78.69%, highest precision value on number 70.14% and highest recall value on number 63.64%.

Keywords: application, birth, naïve bayes, prediction.

1. PENDAHULUAN

Angka kelahiran bayi di Indonesia setiap tahunnya cenderung semakin bertambah. Angka kelahiran bayi ini diiringi angka kematian bayi baru lahir yang besar pula. Banyak hal yang menyebabkan bayi yang baru lahir meninggal, beberapa diantaranya adalah kekurangan nutrisi pada saat dalam kandungan, janin yang memiliki cacat dalam tubuhnya, faktor kelahiran usia *premature*, faktor usia kelahiran *postmature/postdate* dan lain lain. Kematian akibat kelahiran *premature* tentunya menjadi masalah yang cukup serius. Menurut hasil riset yang dilakukan WHO pada tahun 2010, Indonesia merupakan negara yang menempati peringkat ke 5 tertinggi dengan 675.700 kelahiran *premature* dalam satu tahun. Angka ini masih cukup rendah dibandingkan negara India yang mencapai 3,5 Juta kelahiran *premature* per tahunnya. Hal ini menyebabkan India menempati urutan pertama jumlah kelahiran *premature* tertinggi diantara 184 negara lain. Di urutan ke-2 adalah China dengan jumlah 1,1 juta kelahiran *premature* diikuti Nigeria dan Pakistan. Indonesia masuk dalam urutan ke 9 jumlah rata-rata kelahiran *premature* tertinggi dengan angka kelahiran 15.5 per 100 kelahiran [1].

Lebih dari 15 Juta kelahiran *premature* terjadi di dunia dan terus meningkat setiap tahunnya. Lebih dari 1 juta anak meninggal setiap tahunnya karena komplikasi akibat kelahiran *premature*. Kelahiran

premature merupakan penyebab kematian bayi baru lahir dengan umur kurang dari 4 minggu dan merupakan penyebab kematian kedua pada anak dibawah umur 5 tahun selain pneumonia. Sementara itu, bayi yang berhasil hidup mengalami kecacatan yang mereka alami seumur hidup diantaranya gangguan pada saat belajar dan visual serta masalah pendengaran [2]. Anak yang terlahir *premature* memiliki resiko yang lebih tinggi terhadap retardasi mental. Retardasi Mental (RM) atau biasa disebut dengan keterbelakangan mental atau disabilitas intelektual (DI) adalah suatu kelainan mental dimana tingkat kecerdasan berada dibawah rata-rata orang normal lainnya (umumnya IQ kurang dari 70) dan gangguan dalam keterampilan adaptif yang terjadi sebelum anak berusia 18 tahun [3].

Kelahiran *postmature/postdate* juga menimbulkan masalah yang cukup serius, diantaranya air ketuban yang semakin sedikit, *fetal distress* atau gawat janin, makrosomia atau bayi dengan berat badan lebih, *fetal death* atau janin meninggal dalam kandungan, bayi kekurangan nutrisi dan oksigen, dan lain lain. Kelahiran *postmature/postdate* menyebabkan bayi yang lahir memiliki tingkat pertumbuhan yang lambat. Kelahiran *postmature/postdate* biasanya terjadi pada kelahiran anak pertama.

Berdasarkan permasalahan yang telah disebutkan diatas, perlu untuk kita mengetahui faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi usia kelahiran pada bayi agar tidak terjadi hal yang tidak diinginkan kedepannya. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi usia kelahiran menjadi 3 kategori berdasarkan faktor-faktor yang dialami oleh ibu hamil dengan menggunakan aplikasi prediksi. Kategori usia kelahiran yang ada di penelitian ini diantaranya adalah *premature*, normal atau cukup bulan, dan *postmature* atau *postdate*.

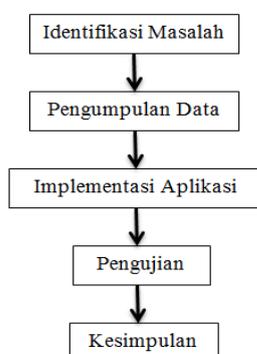
Nugroho & Subanar (2013) menggunakan Metode Naïve Bayes untuk memprediksi kelahiran pada ibu hamil untuk mengurangi Angka Kematian Ibu (AKI) dan Angka Kematian Bayi (AKB). Variabel yang digunakan adalah karakteristik yang dialami ibu hamil antara lain, usia ibu, tinggi badan, jumlah Hb, tekanan darah, riwayat kehamilan dan penyakit bawaan. Hasil akhir dari penelitian ini adalah sistem klasifikasi menggunakan bahasa R dengan *output* prediksi ibu hamil mengalami kelahiran beresiko dan kelahiran normal [4].

Nugroho & Hayarti (2015) menggunakan perbandingan 3 metode dalam penelitiannya. Metode yang digunakan adalah Algoritma C.45, Algoritma K-Means dan Naïve Bayes untuk melakukan klasifikasi dan klastering terhadap penjurusan siswa di SMAN 3 Boyolali. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan penjurusan yang tepat bagi siswa agar siswa dapat memaksimalkan potensi, bakat dan nilai akademisnya [5]. Marlina, *et. al.* (2017) menggunakan Naïve Bayes *Classifier* dalam sistem pakar yang dibangun. Penelitian ini bertujuan untuk memudahkan mendiagnosa penyakit ISPA dengan menggunakan konversi hasil suara pasien [6].

Berdasarkan telaah pustaka diatas, penelitian ini akan membuat aplikasi prediksi usia kelahiran yang akan dibangun menggunakan metode Naïve Bayes. Alasan penulis memilih untuk menggunakan metode Naïve Bayes adalah Naïve Bayes merupakan metode klasifikasi dengan rumus yang sederhana dan mudah untuk di aplikasikan serta metode Naïve Bayes memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi dibandingkan dengan metode lainnya. Dengan adanya aplikasi prediksi usia kelahiran ini diharapkan akan dapat membantu mengurangi resiko kematian bayi akibat usia kelahiran yang terlalu muda maupun terlalu tua dan mengantisipasinya sejak dini.

2. METODOLOGI

Pada bagian metodologi ini akan dijelaskan tahap-tahap yang dilakukan dalam penelitian dari awal hingga akhir. Tahap-tahap dalam penelitian ini ditunjukkan dalam gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1 Identifikasi Masalah

Pada tahap identifikasi masalah merupakan tahap awal yang bertujuan untuk menentukan masalah-masalah apa saja yang ada dalam kelahiran bayi. Berdasarkan masalah yang ada di lapangan maka dibutuhkan sebuah aplikasi untuk memprediksi usia kelahiran menjadi 3 kategori usia.

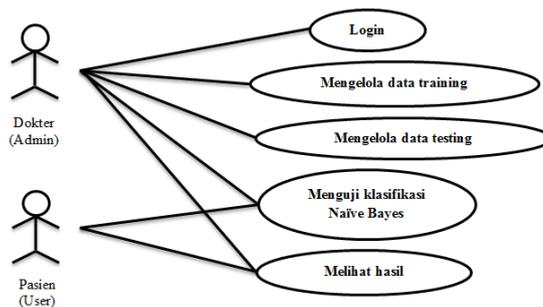
2.2 Pengumpulan Data

Data yang diperoleh dalam penelitian ini adalah data yang didapatkan dari data rekam medik pasien melahirkan di RSUD. Dr. Moewardi Provinsi Jawa Tengah dan Klinik Pratama An-Nisa selama tahun 2016. Serta untuk data *testing* menggunakan data rekam medik pasien melahirkan selama bulan Januari 2017 hingga bulan September 2017. Penjelasan data yang diambil dalam rekam medik pasien ada dalam tabel 1.

Tabel 1. Penjelasan variable yang diperlukan

<i>Variable</i>	<i>Atribut</i>	<i>Tipe</i>	<i>Keterangan</i>
X1	Usia Ibu	Polinomial	a. Kurang (< 20 tahun)
			b. Cukup (20-35 tahun)
			c. Lebih (>35 tahun)
X2	Tekanan Darah	Polinomial	a. Rendah (< $90/70$ mmHg)
			b. Normal ($90/70$ - $140/90$ mmHg)
			c. Tinggi (> $140/90$ mmHg)
X3	Jumlah Bayi	Binomial	{1, 2}
X4	Riwayat Persalinan	Polinomial	a. Riwayat <i>premature</i>
			b. Riwayat <i>postmature/postdate</i>
			c. Riwayat melahirkan usia normal
			d. Jarak yang singkat dengan kehamilan sebelumnya (< 2 tahun)
			e. Persalinan Pertama
X5	Riwayat Abortus	Binomial	{Ya, Tidak}
X6	Malnutrisi	Polinomial	{Kurang, Normal, Lebih}
			a. Jantung
			b. Asma
X7	Penyakit Lain	Polinomial	c. Hipertensi
			d. Anemia
			e. Diabetes Melitus
			f. Tidak Ada
			a. Pre-eklamsia Ringan
			b. Pre-eklamsia Berat
X8	Masalah Saat Kehamilan Ini	Polinomial	c. Hipertensi Gestasional
			d. Perdarahan
			e. Tidak Ada
			a. Prematur (< 37 minggu)
			b. Normal (38 – 42 minggu)
Y	Usia Kelahiran	Label	c. Postdate (> 42 minggu)

Dalam pembangunan aplikasi diperlukan *use case* yang digunakan untuk menggambarkan penggunaan dan pengelolaan data dalam aplikasi sesuai dengan kebutuhan. Pada gambar 2 merupakan diagram *use case* yang akan digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 2. Use Case Diagram

Keterangan:

- a. Log In : Dalam proses log in admin dapat memasukkan *username* dan *password* yang dimiliki setiap admin.
- b. Mengelola data *training* : Dalam tahap ini admin dapat menambah, mengubah dan menghapus data *training* yang ada dalam aplikasi. Data yang dimasukkan dapat berupa file dengan ekstensi excel atau data yang dimasukkan melalui *form* yang ada dalam aplikasi.
- c. Mengelola data *testing* : Dalam tahap ini admin dapat menambah, mengubah dan menghapus data *testing* yang ada dalam aplikasi. Data yang dimasukkan dapat berupa file dengan ekstensi excel atau data yang dimasukkan melalui *form* yang disediakan dalam aplikasi.
- d. Menguji klasifikasi Naïve Bayes : Dalam tahap ini admin dan *user* dapat menguji hasil klasifikasi dengan memasukkan data melalui *form* yang ada dalam aplikasi.
- e. Melihat hasil prediksi : Dalam tahap ini admin dan *user* dapat melihat hasil pengujian yang mereka masukkan sebelumnya.

2.3 Implementasi Aplikasi

Pada tahap implementasi aplikasi ini bertujuan untuk membangun aplikasi dari awal sesuai dengan kebutuhan. Aplikasi yang akan dibangun merupakan aplikasi berbasis web dengan bahasa pemrograman PHP dan database MySQL. Dalam aplikasi akan di implementasikan algoritma klasifikasi Naïve Bayes.

Bayes merupakan teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan teorema Bayes atau aturan Bayes dengan asumsi independensi (ketidaktergantungan) yang kuat (naïf) [7]. Metode Bayes merupakan pendekatan statistic untuk melakukan inferensi induksi pada persoalan klasifikasi [8].

Keuntungan menggunakan klasifikasi *Naïve Bayes* adalah metode ini hanya memerlukan data *training* yang sedikit untuk membuat (*mean* dan *varians* dari variabel) yang diperlukan untuk klasifikasi. Karena variabel independen diasumsikan, hanya *varians* variabel masing-masing kelas yang harus ditentukan dan bukan keseluruhan matriks kovarians [9].

Prediksi Bayes didasarkan pada teorema Bayes dengan formula umum yang terdapat di persamaan 1 berikut: [7].

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \times P(H)}{P(E)} \tag{1}$$

Keterangan:

- P(H|E): Probabilitas akhir bersyarat (*conditional probability*) suatu hipotesis H terjadi jika diberikan bukti (*evidence*) E terjadi.
- P(E|H): Probabilitas sebuah bukti E akan memengaruhi hipotesis H.
- P(H) : Probabilitas awal hipotesis H terjadi tanpa memandang bukti apapun.
- P(E) : Probabilitas awal bukti E terjadi tanpa memandang hipotesis/bukti yang lain.

Berikut adalah contoh penerapan Naïve Bayes pada data yang penulis dapatkan. Data yang didapat dalam penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing*. Pada tabel 2 merupakan data *training* yang digunakan untuk memperoleh model serta pada tabel 3 merupakan data *testing* untuk menguji model dari perhitungan data *training*.

Tabel 2. Data Training

<i>Usia</i>	<i>Tekanan Darah</i>	<i>Jml Bayi</i>	<i>Riwayat Persalinan</i>	<i>Riwayat Abortus</i>	<i>Nutrisi</i>	<i>Penyakit Lain</i>	<i>Masalah Saat Hamil</i>	<i>Usia Kelahiran</i>
Lebih	Tinggi	1	Riwayat Normal	Tidak	Normal	Tidak Ada	PEB	Postdate
Kurang	Normal	1	Riwayat Normal	Tidak	Normal	Tidak Ada	Tidak Ada	Normal
Lebih	Normal	1	Riwayat Prematur	Ya	Normal	Anemia	Tidak Ada	Premature
Cukup	Tinggi	1	Anak Pertama	Tidak	Normal	Anemia	PER	Postdate
Cukup	Normal	1	Riwayat Prematur	Tidak	Normal	Tidak Ada	Tidak Ada	Normal
Cukup	Tinggi	1	Anak Pertama	Tidak	Normal	Hipertensi	PEB	Premature

Lanjutan Tabel 2. Data Training

<i>Usia</i>	<i>Tekanan Darah</i>	<i>Jml Bayi</i>	<i>Riwayat Persalinan</i>	<i>Riwayat Abortus</i>	<i>Nutrisi</i>	<i>Penyakit Lain</i>	<i>Masalah Saat Hamil</i>	<i>Usia Kelahiran</i>
Lebih	Normal	1	Riwayat Normal	Tidak	Normal	Tidak Ada	Tidak Ada	Normal
Lebih	Tinggi	1	Riwayat Prematur	Ya	Normal	Asma	PER	Premature
Lebih	Normal	1	Anak Pertama	Tidak	Kurang	Asma	Tidak Ada	Premature
Cukup	Normal	2	Riwayat Normal	Tidak	Normal	Tidak Ada	Tidak Ada	Premature

Tabel 3. Data Testing

<i>Usia</i>	<i>Tekanan Darah</i>	<i>Jml Bayi</i>	<i>Riwayat Persalinan</i>	<i>Riwayat Abortus</i>	<i>Nutrisi</i>	<i>Penyakit Lain</i>	<i>Masalah Saat Hamil</i>	<i>Usia Kelahiran</i>
Cukup	Tinggi	1	Anak Pertama	Tidak	Normal	Hipertensi	PEB	?

Hasil perhitungan dari tabel 2 dapat digunakan untuk menentukan kelas usia kelahiran tabel 3 yang dijabarkan seperti dibawah ini:

- a. Menghitung jumlah probabilitas variabel Y

$$P(Y = \text{Premature}) = \frac{5}{10} = 0,5$$

$$P(Y = \text{Normal}) = \frac{3}{10} = 0,3$$

$$P(Y = \text{Postdate}) = \frac{2}{10} = 0,2$$

- b. Menghitung probabilitas variable X terhadap variable Y

$$P(X_1 = \text{Cukup} | Y = \text{Premature}) = \frac{2}{5}$$

$$P(X_5 = \text{Tidak} | Y = \text{Premature}) = \frac{3}{5}$$

$$P(X_1 = \text{Cukup} | Y = \text{Normal}) = \frac{1}{3}$$

$$P(X_5 = \text{Tidak} | Y = \text{Normal}) = \frac{3}{3}$$

$$P(X_1 = \text{Cukup} | Y = \text{Postdate}) = \frac{1}{2}$$

$$P(X_5 = \text{Tidak} | Y = \text{Postdate}) = \frac{2}{2}$$

$$P(X_2 = \text{Tinggi} | Y = \text{Premature}) = \frac{2}{5}$$

$$P(X_6 = \text{Normal} | Y = \text{Premature}) = \frac{4}{5}$$

$$P(X_2 = \text{Tinggi} | Y = \text{Normal}) = \frac{0}{3}$$

$$P(X_6 = \text{Normal} | Y = \text{Normal}) = \frac{3}{3}$$

$$P(X_2 = \text{Tinggi} | Y = \text{Postdate}) = \frac{2}{2}$$

$$P(X_6 = \text{Normal} | Y = \text{Postdate}) = \frac{2}{2}$$

$$\begin{aligned}
 P(X_3 = 1 | Y = \text{Premature}) &= \frac{4}{5} & P(X_7 = \text{Hipertensi} | Y = \text{Premature}) &= \frac{1}{5} \\
 P(X_3 = 1 | Y = \text{Normal}) &= \frac{3}{3} & P(X_7 = \text{Hipertensi} | Y = \text{Normal}) &= \frac{0}{3} \\
 P(X_3 = 1 | Y = \text{Postdate}) &= \frac{2}{2} & P(X_7 = \text{Hipertensi} | Y = \text{Postdate}) &= \frac{0}{2} \\
 P(X_4 = \text{Anak 1} | Y = \text{Premature}) &= \frac{2}{5} & P(X_8 = \text{PEB} | Y = \text{Premature}) &= \frac{1}{5} \\
 P(X_4 = \text{Anak 1} | Y = \text{Normal}) &= \frac{0}{3} & P(X_8 = \text{PEB} | Y = \text{Normal}) &= \frac{0}{3} \\
 P(X_4 = \text{Anak 1} | Y = \text{Postdate}) &= \frac{1}{2} & P(X_8 = \text{PEB} | Y = \text{Postdate}) &= \frac{1}{2}
 \end{aligned}$$

c. Membandingkan hasil probabilitas tiap kelas

$$P(X_1 = \text{Cukup}, X_2 = \text{Tinggi}, X_3 = 1, X_4 = \text{Anak 1}, X_5 = \text{Tidak}, X_6 = \text{Normal}, X_7 = \text{Hipertensi}, X_8 = \text{PEB} | Y = \text{Premature})$$

$$= \frac{2}{5} \times \frac{2}{5} \times \frac{4}{5} \times \frac{2}{5} \times \frac{3}{5} \times \frac{4}{5} \times \frac{1}{5} \times \frac{1}{5} = 0,00073728$$

$$P(X_1 = \text{Cukup}, X_2 = \text{Tinggi}, X_3 = 1, X_4 = \text{Anak 1}, X_5 = \text{Tidak}, X_6 = \text{Normal}, X_7 = \text{Hipertensi}, X_8 = \text{PEB} | Y = \text{Normal})$$

$$= \frac{1}{3} \times \frac{0}{3} \times \frac{3}{3} \times \frac{0}{3} \times \frac{3}{3} \times \frac{3}{3} \times \frac{0}{3} \times \frac{0}{3} = 0$$

$$P(X_1 = \text{Cukup}, X_2 = \text{Tinggi}, X_3 = 1, X_4 = \text{Anak 1}, X_5 = \text{Tidak}, X_6 = \text{Normal}, X_7 = \text{Hipertensi}, X_8 = \text{PEB} | Y = \text{Postdate})$$

$$= \frac{1}{2} \times \frac{2}{2} \times \frac{2}{2} \times \frac{1}{2} \times \frac{2}{2} \times \frac{2}{2} \times \frac{0}{2} \times \frac{1}{2} = 0$$

Dari perhitungan di atas telah diketahui bahwa probabilitas terbesar ada pada $P(Y = \text{Premature})$ maka dapat disimpulkan data yang ada pada data *testing* berada pada kelas *Premature*.

2.4 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk menguji perhitungan dalam data *training* dengan menggunakan data *testing*. Pada tahap pengujian ini pula dilakukan perhitungan untuk menguji dan mengukur tingkat *precision*, *recall* dan *accuracy* dari algoritma Naïve Bayes[10].

Precision merupakan perhitungan terhadap perkiraan proporsi kasus positif yang benar dan dirumuskan dalam persamaan 2: [11]

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2}$$

Recall merupakan perhitungan terhadap perkiraan proporsi kasus positif yang diidentifikasi benar dan dirumuskan dalam persamaan 3:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3}$$

Accuracy merupakan perhitungan terhadap proporsi dari jumlah total prediksi yang benar dan dirumuskan dalam persamaan 4:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \tag{4}$$

Keterangan:

TP : *True Positive* TN : *True Negative*

FP : *False Positive* FN : *False Negative*

2.5 Kesimpulan

Pada tahap ini akan dirumuskan kesimpulan berdasarkan penelitian yang telah dilakukan. Apakah sudah sesuai dengan tujuan dan harapan yang diinginkan atau belum.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi

Implementasi dari aplikasi yang telah dirancang sebelumnya menghasilkan sebuah aplikasi untuk memprediksi usia kelahiran. Dalam aplikasi ini terdapat 2 aktor yang dapat menggunakan aplikasi, yaitu dokter sebagai admin dan pasien sebagai *user*.

3.2 Admin (Dokter)

Admin mempunyai peran sebagai pengelola data dalam aplikasi. Admin diwajibkan untuk melakukan *login* terlebih dahulu dengan memasukkan *username* dan *password* yang dimiliki. Setelah melakukan *login*, maka admin akan langsung masuk ke halaman utama dengan beberapa menu yang dapat memudahkan admin mengelola data prediksi.

Menu dalam halaman utama admin diantaranya adalah: halaman utama, data latih (data *training*), data uji (data *testing*), *accuracy*, data total (data keseluruhan), data prediksi dan *logout*. Dalam menu data latih (data *training*) terdapat beberapa sub menu yang digunakan untuk mengelola data *training*, yaitu input data latih, input excel data latih dan lihat data latih.

Pada menu data uji (data *testing*) terdapat beberapa sub menu yang digunakan untuk mengelola data *testing*, yaitu input data uji, input excel data dan lihat data uji. Pada halaman lihat data uji terdapat button prediksi yang digunakan untuk menampilkan hasil prediksi data *testing* terdapat data *training* yang telah dikumpulkan. Tampilan halaman hasil prediksi dari data *testing* dijelaskan pada gambar 4. Pada menu *accuracy* ditampilkan hasil *accuracy*, *precision* dan *recall* dari data *training* dan data *testing* aplikasi. Halaman *accuracy* dijelaskan pada gambar 3.

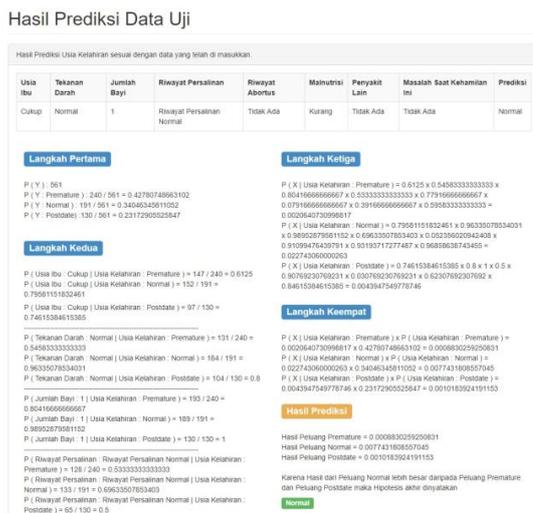
XX	Usia Kelahiran Normal	Usia Kelahiran Premature	Usia Kelahiran Postdate	XX
Prediksi Normal	7 (True Positive)	2 (False Positive)	7 (False Positive)	16 (Jumlah Prediksi Normal)
Prediksi Premature	0 (False Negative)	40 (True Negative)	1 (False Negative)	41 (Jumlah Prediksi Premature)
Prediksi Postdate	0 (False Negative)	3 (False Negative)	1 (True Negative)	4 (Jumlah Prediksi Postdate)
Jumlah	7	45	9	XX
Jumlah Total Data Testing	61			
Jumlah Total Data Training	500			

Accuracy $\text{Accuracy} = (\text{True Positive} + \text{True Negative}) / (\text{True Positive} + \text{True Negative} + \text{False Positive} + \text{False Negative})$ $= (7+41)/(7+41+9+4)$ 78.68854590164 %	Precision $\text{Precision} = (\text{True Positive}) / (\text{True Positive} + \text{False Positive})$ $= (7)/(7+9)$ 43.75 %	Recall $\text{Recall} = (\text{True Positive}) / (\text{True Positive} + \text{False Negative})$ $= (7)/(7+4)$ 63.6363636364 %
--	---	---

Gambar 3. Halaman Accuracy

Pada menu data total terdapat beberapa sub menu yang digunakan untuk mengelola data total, yaitu input data total, input excel data total dan lihat data total. Pada menu data prediksi terdapat beberapa sub menu yang digunakan untuk mengelola data prediksi, yaitu input data prediksi dan lihat data total.

Pada halaman input data prediksi jika telah selesai memasukkan data maka akan langsung di bawa ke halaman hasil prediksi yang dijelaskan ada gambar 4. Menu *logout* merupakan menu terakhir yang bertujuan untuk melakukan proses keluar dari halaman admin dan kembali ke halaman *user*.



Gambar 4. Halaman Hasil Prediksi

3.3 User (Pasien)

User atau pasien hanya memiliki hak akses untuk melakukan prediksi usia kelahiran tanpa melakukan login. Menu dalam halaman utama user diantaranya adalah, halaman utama, halaman prediksi dan login. Penjelasan menu dalam halaman utama user. Pada menu prediksi, user akan diarahkan untuk memasukkan data yang akan diprediksi. Setelah data dimasukkan maka akan muncul tampilan hasil prediksi yang dijelaskan pada gambar 4. Menu login akan mengarahkan user untuk memasukkan username dan password yang hanya di miliki oleh admin.

3.4 Pengujian

Pada tahap pengujian dilakukan dengan 3 cara, yaitu dengan pengujian blackbox, pengujian algoritma Naive Bayes dan pengujian tingkat accuracy, precision dan recall.

3.2.1 Pengujian Blackbox

Pengujian blackbox dilakukan untuk menguji modul-modul yang ada dalam aplikasi apakah berjalan sesuai dengan fungsinya. Pengujian blackbox dijelaskan dalam tabel 4.

Tabel 4. Pengujian Blackbox

Modul	Scenario	Hasil yang diharapkan	Hasil di aplikasi
Login.	Username dan password benar.	Masuk ke halaman admin	Valid
Input data.	Memasukkan data dan semua data telah terisi.	Data masuk kedalam database dan masuk ke halaman lihat data.	Valid
Input data prediksi.	Memasukkan data dan semua data telah terisi.	Data masuk kedalam database dan masuk ke halaman hasil prediksi.	Valid
Import data excel.	Memasukkan data dan semua data telah terisi.	Data masuk kedalam database dan masuk ke halaman lihat data.	Valid
Mengubah data.	Melakukan perubahan data dan semua data telah terisi.	Data berhasil diubah dalam database dan masuk ke halaman sebelumnya.	Valid
Menghapus data.	Melakukan penghapusan data sesuai dengan yang diinginkan.	Data terhapus dari database dan masuk ke halaman sebelumnya.	Valid
Melakukan prediksi pada data.	Melakukan pengisian data dan semua data telah terisi.	Data masuk kedalam database dan masuk kehalaman prediksi.	Valid
Logout.	Keluar dari aplikasi.	Keluar dari halaman admin.	Valid

3.2.2 Pengujian Algoritma Naïve Bayes

Pengujian algoritma Naïve Bayes dilakukan dengan menggunakan 10 data *training* dan 6 data *testing*. Perhitungan untuk menguji kedua data tersebut dilakukan dengan cara perhitungan manual dan perhitungan dengan aplikasi yang telah diterapkan. Dari hasil yang didapat, perhitungan manual dibandingkan dengan perhitungan aplikasi memiliki hasil yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa aplikasi yang dibangun berhasil menerapkan algoritma Naïve Bayes.

3.2.3 Pengujian Precision, Recall Dan Accuracy

Pada tahap ini, penulis membagi data keseluruhan yang berjumlah 561 menjadi data *training* dan data *testing* secara berurutan. Hal ini bertujuan untuk menganalisa nilai *precision*, *recall* dan *accuracy* pada perhitungan algoritma Naïve Bayes pada aplikasi. Penjelasan pengujian *precision*, *recall* dan akurasi dapat dilihat dalam tabel 5.

Tabel 5. Pengujian Precision, Recall Dan Accuracy

<i>Jumlah Data Training</i>	<i>Jumlah Data Testing</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Accuracy</i>
50	511	68.53 %	52.94 %	64.38 %
100	461	66.50 %	60.27 %	65.94 %
150	411	66.85 %	60.40 %	66.67 %
200	361	70.14 %	59.76 %	69.25 %
250	311	69.17 %	56.85 %	67.84 %
300	261	66.34 %	60.36 %	70.11 %
350	211	66.67 %	57.78 %	69.67 %
400	161	60.38 %	48.49 %	65.84 %
450	111	57.14 %	43.24 %	70.27 %
500	61	43.75%	63.64 %	78.69 %

Tabel 5 diatas menunjukkan bahwa semakin bertambahnya data *training* maka tingkat *accuracy* akan cenderung semakin meningkat. Tingkat *Accuracy* yang semakin tinggi menunjukkan bahwa data yang ada dalam aplikasi memiliki tingkat kolektif data yang cukup tinggi untuk mengukur kedekatan antara nilai aktual dengan hasil prediksi.

Tingkat *precision* dan *recall* yang ada dalam aplikasi ini menunjukkan hasil yang cenderung menurun seiring bertambahnya data *training*. Tingkat *recall* yang semakin menurun seiring dengan bertambahnya data *training* menunjukkan bahwa data *testing* yang diprediksi benar dan relevan berjumlah lebih sedikit dari jumlah data *testing* yang bernilai benar. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan sistem dalam memprediksi data sesuai dengan nilai aktual masih rendah.

Sedangkan tingkat *precision* yang semakin menurun seiring dengan bertambahnya data *training* menunjukkan bahwa data *testing* yang diprediksi benar dan relevan berjumlah lebih sedikit dari jumlah data *testing* yang diprediksi bernilai benar. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat ketepatan sistem dalam memprediksi data sesuai dengan yang dihatapkan masih cukup rendah.

3.5 Analisa Hasil

Aplikasi prediksi usia kelahiran yang dibangun menggunakan metode Naïve Bayes ini memiliki 2 aktor dengan hak akses yang berbeda. Admin (dokter) dapat melakukan *login* dan *logout* serta dapat mengelola semua data yang ada dalam aplikasi. Sedangkan *user* (pasien) hanya dapat melakukan prediksi terhadap data yang telah dimasukkan sebelumnya. Data yang dimasukkan diantaranya, usia ibu, tekanan darah, jumlah bayi, riwayat abortus, riwayat persalinan sebelumnya, malnutrisi, penyakit bawaan sebelum hamil dan masalah saat kehamilan ini.

Pengujian aplikasi dilakukan dengan 3 cara, yaitu dengan pengujian *blackbox*, pengujian algoritma Naïve Bayes dan pengujian tingkat *accuracy*, *precision* dan *recall*. Pada pengujian *blackbox* menunjukkan bahwa semua modul yang ada dalam aplikasi dapat berjalan sesuai dengan yang diharapkan. Pada pengujian algoritma Naïve Bayes menunjukkan perhitungan manual dibandingkan dengan perhitungan aplikasi memiliki hasil yang sama. Sedangkan pengujian tingkat *accuracy* menunjukkan bahwa semakin banyak data *training* maka akan semakin tinggi tingkat *accuracy*nya.

Pengujian tingkat *precision* dan *recall* menunjukkan bahwa semakin banyak data *training* maka tingkat *precision* dan *recall* cenderung menurun.

4. KESIMPULAN

Hasil dari penelitian ini merupakan sebuah aplikasi prediksi usia kelahiran dengan menggunakan metode Naïve Bayes dengan hasil sebagai berikut:

- a. Aplikasi memiliki 2 aktor yang memiliki hak akses yang berbeda. Dimana admin dan *user* dapat melakukan kegiatan prediksi dan hanya admin yang dapat melakukan *login* kedalam aplikasi.
- b. Kegiatan prediksi dapat dilakukan setelah memasukkan data yang dialami ibu hamil yang kemudian akan menampilkan hasil prediksi sesuai dengan perhitungan Naïve Bayes.
- c. Pengujian blackbox menunjukkan bahwa semua modul dalam aplikasi dapat berjalan dengan baik sesuai fungsinya.
- d. Pengujian algoritma Naïve Bayes menunjukkan bahwa perhitungan manual dibandingkan dengan perhitungan aplikasi memiliki hasil yang sama.
- e. Pengujian accuracy menunjukkan bahwa semakin banyak data maka tingkat akurasi semakin tinggi. Sedangkan pengujian tingkat *precision* dan *recall*, semakin banyak data *training* menunjukkan hasil yang cenderung menurun.
- f. Nilai accuracy tertinggi pada aplikasi ini ada pada angka 78.69%. Sedangkan nilai *precision* tertinggi ada pada angka 70.14 % dan nilai *recall* tertinggi ada pada angka 63.64%.
- g. Untuk itu penulis menyarankan untuk mengembangkan aplikasi prediksi ini dengan metode yang lain dan memberikan lebih banyak data *training* agar tingkat accuracy, *precision* dan *recall* dapat meningkat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] WHO. "Preterm Birth," *World Health Organization.*, Updated November 2016, [Online]. Tersedia: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs363/en/> [Diakses: 30 Oktober 2017].
- [2] WHO. (2012). *Born Too Soon: The Global Action Report on Preterm Birth*. Tersedia: http://www.who.int/pmnch/media/news/2012/201204_borntoosoon-report.pdf [Diakses: 8 September 2017].
- [3] Kurniawan, Y. I. dan Dwiyatmika, W. 2017. "Aplikasi Diagnosa Retardasi Mental Pada Anak". *Prosiding SEMNAS Penguatan Individu di Era Revolusi Informasi*, 336-343.
- [4] Nugroho, A. dan Subanar. 2013. "Klasifikasi Naïve Bayes untuk Prediksi Kelahiran pada Data Ibu Hamil". *Berkala MIPA* 23. 3, 297-308.
- [5] Nugroho, Y., dan Haryati, S. 2015. "Klasifikasi dan Klastering Penjurusan Siswa SMA Negeri 3 Boyolali". *Khazanah Informatika Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika* 1. 1, 1-6.
- [6] Marlina, M., et. al. 2017. "Aplikasi sistem pakar diagnosis penyakit ISPA Berbasis Speech Recognition Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier". *Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi Digital Zone* 8. 1, 58-70.
- [7] Prasetyo, E. (2012). *Data Mining: Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- [8] Liantoni, F., dan Nugroho, H. 2015. "Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor". *Jurnal Ilmiah SismanteC* 5. 1, 9-16.
- [9] Vijayarani, S., dan Dhayanand, S. 2015. "Data Mining Classification Algorithms for Kidney Disease Prediction". *International Journal on Cybernetics & Informatics (IJCI)* 4. 4, 13-25.
- [10] Nugroho, Y. S., dan Gunawan, D. 2016. "Decision Tree Induction for Classifying the Cholesterol Levels". *The 2nd International Conference on Science, Technology and Humanity*. 231-240.
- [11] Vafeiadis, T., et. al. "A Compariosn Of Machine Learning Techniques For Customer Chrun Prediction". *Simulation Modelling Practice and Theory*. 55, 1-9.